

회전과 크기변화에 무관한 신경망을 이용한 지문 인식

이 남 일* 우 용 태** 이 정 환***

요 약

본 논문은 신경회로망 EART(Extended Adaptive Resonance Theory)를 이용한 회전과 크기 변화에 무관한 지문인식에 관한 연구이다. 지문 농담 화상(512×512)을 적응 문턱 값을 이용하여 윤선과 골을 분리하여 이진화 영상으로 바꾼후 이를 다시 세선화 영상으로 만든다. 이진 세선화 영상으로부터 지문의 특징점 중 식별에 가장 큰 영향을 주는 분기점과 끝점을 3×3마스크를 사용해서 추출한다. 이렇게 추출된 분기점과 끝점의 개수, 그리고 분기점으로 이루어진 볼록 다각형의 내각을 회전변화와 크기변화에 영향을 받지않는 가중코드(weighted code)로 된 40*10 특징점 행렬로 나타낸 후 이를 신경회로망 EART의 입력으로 했다. 신경망을 이용한 본 시스템은 세선화 영상에 대한 어떠한 복원 처리 과정도 없이 영상의 회전과 크기변화에 대해서도 매우 효과적이고도 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다.

Rotation and Size Invariant Fingerprint Recognition Using The Neural Net

Nam il Lee*, Yong Tae Woo** and Jeong Hwan Lee***

ABSTRACT

In this paper, the rotation and size invariant fingerprint recognition using the neural network EART (Extended Adaptive Resonance Theory) is studied. 512×512 gray level fingerprint images are converted into binary thinned images based on the adaptive threshold and a thinning algorithm. From these binary thinned images, we extract the ending points and the bifurcation points, which are the most useful critical feature points in the fingerprint images, using the 3×3 MASK. And we convert the number of these critical points and the interior angles of convex polygon composed of the bifurcation points into the 40*10 critical matrix using the weighted code which is invariant of rotation and size as the input of EART. This system produces very good and efficient results for the rotation and size variations without the restoration of the binary thinned fingerprints.

1. 서 론

근래에 들어, 자동인증(automatic person identification)의 필요성이 산업 여러 분야에서 날로 증가하고 있다. 인증을 할 수 있는 방법에는 지문, 망막, 신체의 형태, 음성 및 서명에 의한 방법 등, 여러가지 방법이 있는데, 그 중에서도 특히 지문은 평생 불변, 만인부동의 고유 특징을 가지고 있기 때문에 특정 개인의 확인 내지는

식별의 유효한 도구로써 사용되고 있다. 그러나 보관 및 처리해야 할 지문의 수가 날로 증가함에 따라 이제까지의 수작업에 의한 처리가 그 한계에 달하고 있어, 지문처리 과정의 자동화가 절실히 요구된다.

최근에는 미국, 일본을 비롯한 많은 나라에서 자동 지문 인식에 대한 연구가 이루어지고 있는데 일반적으로 지문을 인식하는 방법은 크게 두 가지 형태로 분류될 수 있다.

첫째는 윤선(ridge)의 전체 모양에 의한 방법인데 이 방법은 지문의 전체(global) 정보를 이용하기 때문에 지문의 개별성과 유일성을 유지시켜 주는 여러가지 특징점 (critical feature points)-

* 이 논문은 1993년도 한국학술진흥재단의 공모과제 연구비에 의하여 연구되었음

† 정 회 원 : 안동대학교 컴퓨터공학과 조교수

†† 정 회 원 : 창원대학교 전자계산학과 부교수

††† 정 회 원 : 안동대학교 전자공학과 조교수

논문접수 : 1994년 3월 2일, 심사완료 : 1994년 7월 15일

ANSI(American National Standards Institute)에서는 특징점을 끝점(ridge endings), 분기점(bifurcation), 복합점(components), 그리고 미지점(undetermined points)으로 분류한다. — 울고려하지 못할 수도 있다는 것이 그 단점으로 지적된다. 그래서 지문의 극부처(local)인 정보를 이용, 특징점의 위치, 갯수 그리고 종류에 따라 지문을 인식하는 방법이 널리 사용되는데 유일한 인증을 얻기 위해서는 충분히 많은 특징점을 찾아야만 한다[10-13].

신경회로망을 이용한 패턴 인식에는 전처리 과정을 거치지 않고 입력 패턴을 직접 신경회로망에 연결해서 인식하는 방법이 있고 또 다른 방법으로는 전처리 과정에서 특징 벡터를 구한 다음 인식을 위한 분류과정만을 신경회로망으로 대체하는 방법이 있다.

첫번째 방법은 이상적이기는 하지만 영상의 크기나 해상도에 따라 많은 노드의 수가 필요하며, 아울러 연결선의 개수가 증가하기 때문에 어려움이 많은 반면, 두번째 방법은 노드의 수와 연결선의 수를 줄일 수 있을 뿐 아니라 인식의 정확성도 기할 수 있어서 현재 대부분의 패턴 인식을 위한 신경회로망이 이를 채택하고 있다. 신경회로망은 고도의 병렬처리 구조와 적응형 학습능력 및 결합 극복 능력 등을 갖고 있기 때문에 많은 응용 가능성을 포함하고 있다. 본 논문에서는 퍼지 집합(fuzzy set)을 이용, 융선(ridge)과 골(valley)을 분리해서 이진화 영상을 만든 후 다시 Suen[9]의 알고리즘을 이용 세선화 영상을 만들고 이 세선화된 영상에서 지문의 특징점을 추출한다. 특히 특징점중 지문의 유일성에 가장 큰 영향을 끼치는 분기점(bifurcation point)과 끝점(ending points)의 개수와 분기점으로 이루어진 블록 다각형의 내각에 대한 특징점 행렬(critical point matrix)을 구해서 기존 신경회로망의 특성을 유지하면서도, 아울러 임의의 순서의 입력 패턴에 대해서도 실시간에 안정된 인식 영역을 스스로 만들어 가면서 적응성-안정성 딜레마[1,2]를 해결해 주는 EART(Extended Adaptive

Resonance Theory)[5]를 이용하여 자동 지문 인식 시스템을 구성하였으며 실험을 통해서 구성된 시스템의 효율성을 입증하였다.

2. 전처리 과정

2.1 전경(foreground)과 배경(background)의 분리

많은 영상처리나 패턴 인식 분야에서 입력 영상을 전경영역과 배경영역으로 분리 하는 것은 매우 중요하다[17,18]. 특히 처리단계가 아주많은 경우에는 더욱더 그렇다.

그래서 가능한 초기 단계에서 전경과 배경을 분리함으로써 다음 처리 단계에서는 입력 영상의 전경영역에 대해서만 처리하면 되므로 처리 시간과 비용을 줄일 수 있다. 전경을 분리하는 가장 간단한 방법으로는 문턱값을 이용한 방법[19]이 있는데 이는 입력영상의 히스토그램이 명확한 경우에 잘 적용된다. 또 다른 방법으로는 명도변위(gray scale variance)를 이용한 것[20]인데 이는 부분적으로 흐린 영상에 대해서는 잘 적용되지 않고 있다. B.M.Mehetre[17]는 영상의 방향을 이용한 방향 변위 방법(directional variance)을 제시하여 명도 변위 방법의 단점을 보완했다. 그러나 방향 영상을 구하는 경우 아무런 조건없이 가장 작은 것을 그 화소의 방향으로 설정 했을 뿐 아니라 문턱값을 설정하는데 아주 많은 부분이 경험적인 방법에 의해서 정적으로 이루어지고 있다. 이를 극복하기 위해서 B.M.Mehetre와 B.Chatterjee는 명도 변위 방법과 방향영상을 이용한 방법을 합쳐서 하나의 방법[18]으로 제시하였다. 이 혼합 방법은 다음과 같다. $A(M,N)$ 과 $B(M,N)$ 을 각각 방향변위 방법과 명도변위 방법에 의해서 전경과 배경이 분리된 블록의 인덱스라고 하자. $V(M,N)$ 은 입력 영상의 블록단위의 명도 변위를 나타낸다. $C(M,N)$ 을 혼합 방법에 의한 블록 단위의 전경과 배경의 분리된 결과라고 한다면, $C(i,j)$ 는 식(1)에 의해서 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} V(i,j) < VTHR \text{ then } C(i,j) &= B(i,j) \\ \text{else } C(i,j) &= A(i,j) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 VTHR은 명도변위에 의한 문턱값이다. 혼합한 방법이 명도 변위 방법이나 방향 변위 방법중 한가지 방법으로 행하는 것보다는 좋은 것은 사실이다. 그러나 여기서 간과되어지고 있는 아주 중요한 문제가 있다. 바로 한 블럭(block)의 크기이다[6]. 블럭 크기가 너무 클 경우에는 처리 시간은 줄일 수 있으나 자세한 분리가 어려워지게 되며, 너무 작을 경우에는 자세한 분리는 이루어 지나 시간이 많이 걸리게 될 뿐 아니라 전경이 되어야 할 부분이 배경으로 판단되는 경우가 종종 발생하게 된다. 따라서 영상의 상태와 종류에 따라서 블럭 크기를 적당하게 선택해야 한다. 본 논문에서는 명도변위의 크기에 따라 블럭 크기(block size:BS)를 식(2)에 따라 적절하게 변화시키면서 영역 분할을 한다[6]. (그림 1)은 B.M.Mehetre와 B.Chatterjee의 혼합 방법과 본 논문의 적응형 블럭 방법을 비교한 것이다.

$$\begin{aligned} \frac{V(i,j)}{VTHR} < \alpha \quad BS' &= BS/4 \\ \frac{V(i,j)}{VTHR} < \beta \quad BS' &= BS/2 \end{aligned} \quad (2)$$

(α, β : constants, $\alpha < \beta$)

2.2 대비 강화(contrast enhancement)

퍼지집합 이론에 근거해서 $M \times N$ 크기의 V 레벨을 갖는 농담화상 X의 각 화소는 밝기의 정도를 나타내는 하나의 싱글톤(single ton)으로 생각할 수 있다[16]. 퍼지집합의 멤버십 함수의 값은 밝기 기준 $V(v=0,1,2, \dots, V-1)$ 에 대한 밝기 정도를 결정짓는다. 그러면 영상 X는 식(3)처럼 표현된다.

$$X = (b(i,j)/x(i,j) \quad i=1,2,\dots,M; \quad j=1,2,\dots,N) \quad (3)$$

여기서 $b(i,j)/x(i,j)$ 는 (i,j)번째 화소의 밝기 정도를 나타낸다. 그리고 멤버십 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$b(i,j) = G(x(i,j)) = \left[\frac{1}{1 + \frac{X_{max} - X(i,j)}{X_{max} - X_c}} \right] \quad (4)$$

단, $i=1,2,\dots,M, \quad j=1,2,\dots,N$

x_{max} : 최대 명도

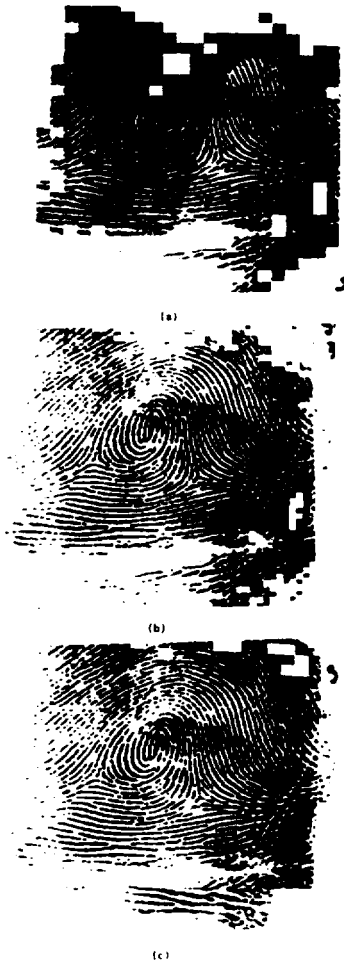
$x(i,j)$: (i,j)번째 화소의 명도

x_c : 교차점(crossover point)의 명도

문턱값은 식(5)와 같이 정적인 형태가 아닌 동적인 형태로 주어지며. 어떤 문턱값 T에 대해서 교차점 명도 x_c 는 식(6)으로 구한다.

$$T = va + c \quad (va: \text{평균 명도}, c: \text{상수}) \quad (5)$$

$$x_c = T + 0.5 \quad (6)$$



(그림 1) 전경과 배경의 분리 : (a) 창틀의 크기(16×16); (b) 창틀의 크기(8×8); (c) 적응형 창틀의 크기
(Fig.1) Segmentation of foreground and background: (a) window size(16×16); (b) window size(8×8); (c) adaptive window size

$x(i,j) = 0$ 이면 식(4)는 다음과 같이 식(7)이 된다.

$$b(i,j) = k = \left[\frac{1}{\frac{X_{max}}{X_{max} - X_c}} \right] \quad (7)$$

이 때 $b(i,j)$ 는 $[0,1]$ 대신에 $[k,1]$ 의 값을 갖게 된다.

용선과 골의 분리를 위해서 대비강화 연산자(INT)는 식(8)에 따라 퍼지집합 A에 대한 새로운 멤버쉽 함수 $M_A'w(W)$ 를 갖는 또 다른 퍼지 집합 $A' = INT(A)$ 를 만든다.

$$b'(i,j) = 2[b(i,j)]^2 \quad 0 \leq b(i,j) < 0.5 \\ = [1 - 2(1 - b(i,j))^2] \quad 0.5 \leq b(i,j) \leq 1 \quad (8)$$

위의 대비 강화 연산자(contrast inhancement operator) INT를 계속적으로 사용하게 되면 $b(i,j) > 0.5$ 인 경우는 점점 증가하게 되고 $b(i,j) < 0.5$ 인 경우는 점점 감소하게 되어 용선과 골의 분리가 점차적으로 이루어지게 된다.

$b'(i,j)$ 의 역변형(inverse transformation)은 해당 화소의 대비강화된 명도 값이 된다. 이 역변형은 식(9)로 이루어 진다.

$$x'(i,j) = G(b'(i,j)), \quad k < b'(i,j) < 1 \quad (9)$$

2.3 이진화(Binarization) 및 세선화

주어진 지문 영상을 이진화 영상으로 변형시키기 위해서 농담화상을 64개의 8×8 표본행렬로 분리한다. 그리고 각각의 표본행렬은 다음과 같이 독립적으로 이진화 표본행렬로 바꾼다.

단계 1: 상수 $c=0$ 로 한다.

단계 2: 표본 행렬의 평균 명도 v_a 를 구한다.

단계 3: 식 (5)와 (6)에 따라 문턱값과 x_c 를 구한다.

단계 4: k 를 식(7)에 따라서 구한다.

단계 5: 각 화소의 명도에 따라 식(4)를 적용, $b(i,j)$ 를 구한다.

- (1) if $0 \leq b(i,j) < 0.5$
then $b(i,j) = [2(b(i,j))]^2$
- (2) if $0.5 \leq b(i,j) \leq 1$
then $b(i,j) = [1 - 2(1 - b(i,j))]^2$

(3) if $b(i,j) < k$
then $b(i,j) = k$.

단계 6: if $b(i,j) < 0.5$, then $y(i,j) = 0$
if $b(i,j) \geq 0.5$, then $y(i,j) = 1$.

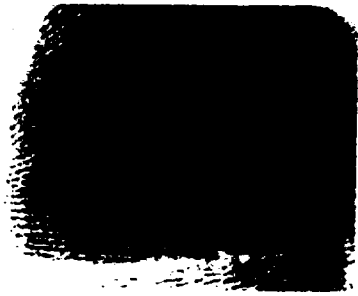
단계 7: '0'과 '1'의 개수를 계수한다.

단계 8: '0'과 '1'의 개수의 차이가 표본행렬의 화소수의 20%보다 작으면 해당 표본행렬에 대해서는 중단하고 다음 행렬에 대해서 처음부터 다시 한다. 그렇지 않을 경우, 식 (9)에 따라 $b(i,j)$ 의 각 값에 대해서 $x(i,j)$ 를 구한다.

단계 10: '0'의 개수가 '1'의 개수보다 크나, 작으냐에 따라 상수 c 를 감소 혹은 증가하고 단계 2로 간다.

'0'과 '1'의 개수의 차이를 20%로 할 수 있는 것은 지문은 용선과 골이 거의 고르게 분포되어 있으므로 '0'과 '1'의 개수가 큰 차이를 나타내지 않기 때문이다. 아울러 문턱값을 정적인 형태로 하지않고 동적인 형태로 함으로써 부분적으로 아주 흐린 영상이나 너무 진한 영상에 대해서도 어느 정도 용선과 골의 분리가 가능하다.

지문의 농담화상을 (그림 2)에서 보여주고 있다. 식(8)에 의해서 계산된 $b(i,j)$ 의 값이 교차점(crossover point)보다 클 경우 해당하는 화소는 골이 되고 그렇지 않을 경우 용선이 된다. 그래서 골에 해당하는 화소는 '0'으로, 용선에 해당하는 화소는 '1'로해서 표현하게 되면 이진화된 영상이 되는데 (그림 2)에 대한 이진화 영상이 그림 3이다. 이렇게 이진화된 영상을 Zhang과 Suen[9]의 세선화 알고리즘을 사용하여 (그림



(그림 2) 지문의 농담 화상
(Fig. 2) Gray level image of fingerprint.



(그림 3) 이진화 영상
(Fig. 3) Binary image.



(그림 4) 세선화 영상
(Fig. 4) Thinned image.

4)와 같은 본 실험에서 사용되는 지문영상의 패턴영역에 대한 세선화된 영상을 얻을 수 있다.

2.4 특징점 추출

지문의 세선화상에서 특히 (그림 5)의 3×3 마스크에서 주목되는 점인 P는 8근방 (8-neighbour) 측면에서 보면 (그림 6)과 같은 고립점(isolated point), 끝점(ridge endings), 분기점(bifurcation point)으로 구분된다[7,8].

특징점 각각은 아래 식 (CN : crossing count number)에 의해서 구한다[7,8].

$$CN = \sum_{i=1}^8 M(i) - M(i+1) \quad (10)$$

여기서 M은 마스크를 나타내고 i는 (그림 6)의 순서로 하며 M(9)=M(1)이다. 즉 선을 이루는 화소의 값을 '1'로 배경화소의 값을 '0'으로 하고 화소의 값이 '1'인 주목되는 점(P)을 기준으로 해서 마스크를 할 경우 고립점, 끝점, 분기점은 각각 '0', '2', '6'의 CN 값을 갖는다. 그런데 CN

1	2	3
8	P	4
7	6	5

(그림 5) 3×3 마스크
(Fig. 5) 3×3 mask.

0	0	0	0	0	0
0	1	0	0	1	0
0	0	0	0	0	0

(a) 고립점 (b) 끝점

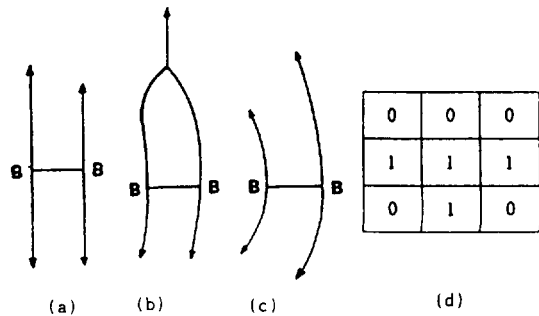
1	0	1
0	1	0
0	1	0

(c) 분기점

(그림 6) 특징점의 구분:(a) 고립점;(b) 끝점;(c) 분기점
(Fig. 6) Distinction of critical point : (a) isolated point; (b) ending point; (c) bifurcation point.

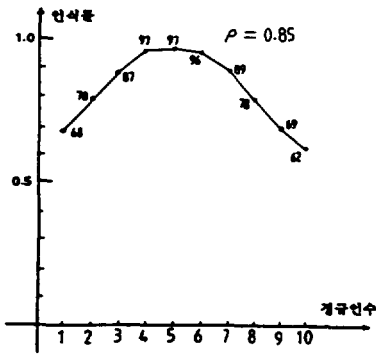
값이 '6'인 것을 모두 분기점으로 해서 처리하는 경우 잡음이나 세선화 과정에서 잘못 생성되는 (그림 8)과 같은 브리지(bridge) 패턴에 대해서도 분기점으로 처리된다.

8근방 측면에서 볼 때 식(10) CN의 값을 구하면 브리지의 경우 분기점과 같이 '6'이 나오기 때문이다. 지문의 특성상 이와같은 브리지 패턴은 원래의 영상에는 잘 존재하지 않으며 잡음이나, 입력시 혹은 세선화 과정에서 발생하게 된다. 문헌[8]에서는 이러한 브리지 제거를 위한 알고리즘을 연구하고 있다. 잡음에 의해서 생성되는 브



(그림 7) 브리지의 패턴 및 구조적 특징
(Fig. 7) Bridge patterns and structural property.

또한 본 논문에서 사용된 정규인수 NF의 값을 작게 할 경우 학습과 인식은 정확하게 이루어지나 데이터 양이 많아지게 되어 시간이 많이 걸리게 되고, 반대로 너무 크면 제대로 구분을 못하게 된다. 정규인수 값을 변경해가면서 실험적인 방법에 의해서 구한 인식률과 정규인수 사이의 관계 그래프가 그림 12이다. 본 논문에서는 인식률을 크게 저하시키지 않는 범위 내에서 정규인수의 값으로 5를 택했다.



(그림 11) 인식률과 정규인수와의 관계
(Fig. 11) Relational Graph of recognition rate and normalization factor.

3. 신경회로망 EART에 의한 인식

Grossberg가 주창한 ART(Adaptive Resonance Theory)는 다른 인공 신경망 모델과는 달리 표 1과 같은 특징을 갖고 있다[21]. 특히 입력 패턴의 개수가 많을 경우에도 항상 안정된 상태를 유지할 뿐 아니라 타 모델의 경우 인식 시간이 인식 코드의 복잡도에 따라 증가하게 되지만 ART의 경우에는 직접 접근을 하게 되어 입력 패턴의 개수에 크게 영향을 받지 않는다. 따라서 지문과 같이 종류가 다양하고 개수가 많은 경우에 매우 효과적이다. 그러나 문헌[5]에서는 ART의 몇가지 문제점을 지적, 보완하여 확장된 모델 EART(Extended ART)를 제시하였다. 지문의 특징점 개수에 대한 가중코드에서 10을 나타 낼 경우 '1111111111'이 되고 8은 '1111111100'이 되어 부분집합의 관계를 갖게 되는 경우가 많이 발생하

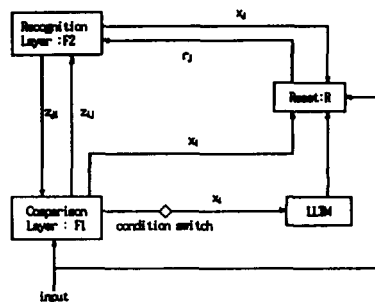
게 된다. 기존 ART의 경우 단일 방향으로만 경계인수를 비교하기 때문에 이들에 대한 분류가 잘 이루어지지 않게 된다. 따라서 본 논문에서는 연속적인 양방향 리셋트 모드로 동작을 하는 EART를 사용하였다.

(표 1) ART와 다른 신경망과의 비교
(Table 1) ART architecture compared to other learning schemes.

ART architecture	Alternative learning properties
Real-time(on-line)learning	Lab-time(off-line) learning
Nonstationary world	Stationary world
Self-organizing(unsupervised)	Teacher supplies correct answer (supervised)
Memory self-stabilizes in response to arbitrarily many inputs	Capacity catastrophe in response to arbitrarily many inputs
Effective use of full memory capacity	Can only use partial memory capacity
Maintain plasticity in an unexpected world	Externally shut off plasticity to prevent capacity catastrophe
Learn internal top-down expectations	Externally impose costs
Active attentional focus regulates learning	Passive learning
Slow and fast learning	Slow learning or oscillation catastrophe
Use self-regulating hypothesis testing to globally reorganize the energy landscape	Use noise to perturb system out of local minima in a fixed energy landscape
Fast adaptive search for best match	Search tree
Rapid direct access to codes of familiar events	Recognition time increases with code complexity
Variable error criterion(vigilance parameter) sets coarseness of recognition code in response to environmental feedback	Fixed error criterion in response to environmental feedback
All properties scale to arbitrarily large system capacities	Key properties deteriorate as system capacity increased

EART시스템[5]은 (그림 12)와 같이 비교층(Comparison Layer:F1), 인식층(Recognition Layer:F2), 그리고 리셋트(Reset:R)의 3개의 모듈로 이루어져 있다. (그림 10)의 특징점 행렬이 입력되면 F1과 F2에서 xi와 xj가 생성되고 답음의 정도에 따라 R에서는 rj가 생성된다. 그래서 xi, xj, 그리고 rj가 평형상태에 이르게 되면 즉,

$$\epsilon \frac{d}{dt} x_i = 0 \quad \epsilon \frac{d}{dt} x_j = 0 \quad \epsilon \frac{d}{dt} r_i = 0 \text{가 될 때}$$



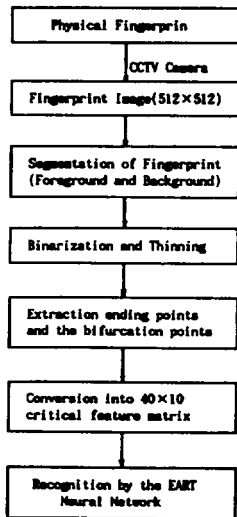
(그림 12) EART시스템의 개괄도
(Fig. 12) Flow of EART system.

인식층 뉴런중 하나가 경쟁에서 이기게 되어 입력 패턴에 대한 인식 코드를 발생하게 된다. 그러면 해당 뉴런에 대한 LTM(Long Term Memory) z_{ij} 와 z_{ji} 가 적절하게 수정 보존 된다.

4. 실험 및 결과분석

본 논문에서 기술된 시스템에 대한 영상의 크기 변화와 회전 변화에 대한 성능을 테스트하기 위하여 CCTV카메라로 부터 받은 512*512 평면 내에서 임의의 회전각(0-60)을 갖고 크기 또한 512*512부터 128*128까지 임의로 변화 시킨 영상을 실험용 영상으로 활용하였다.

전체적인 시스템의 처리과정은 (그림 13)과 같으며 본 시스템의 성능을 평가하기 위해서 이에 대한 시뮬레이터를 C 언어를 이용하여 IBM-PC 486DX에서 작성하였다. EART[5] 의 식(14), (15),(18)의 값은 컴퓨터 속도상의 문제 때문에 결과에 영향을 미치지 않은 범위에서 상당히 큰 값인 0.05로 했으며 x_i, x_j 그리고 r_j 의 변화량이 0.0000001 보다 작을 경우를 평형 상태로 보았으며 기타 본문에서 사용된 상수값은 문헌[5]의 상수값과 유사하다.



(그림 13) 자동 지문 인식 시스템의 개괄도
(Fig. 13) Flow of automatic fingerprint recognition system.

(표 2) 학습 결과:(a) $\rho=0.90$;(b) $\rho=0.75$
(Table 2) Learning results: (a) $\rho=0.90$;(b) $\rho=0.75$. (a) $\rho = 0.90$

Input Pattern	P ₀	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉	P ₁₀
Activated Neuron	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Input Pattern	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	P ₁₈	P ₁₉	P ₂₀	P ₂₁
Activated Neuron	11	12	13	14	15	16	17	18	19	15	11
Input Pattern	P ₂₂	P ₂₃	P ₂₄	P ₂₅	P ₂₆	P ₂₇	P ₂₈	P ₂₉	P ₃₀	P ₃₁	P ₃₂
Activated Neuron	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	28

the number of patterns: 30
the number of activated neurons: 30

(b) $\rho=0.75$

Input Pattern	P ₀	P ₁	P ₂	P ₃	P ₄	P ₅	P ₆	P ₇	P ₈	P ₉
Activated Neuron	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Input Pattern	P ₁₀	P ₁₁	P ₁₂	P ₁₃	P ₁₄	P ₁₅	P ₁₆	P ₁₇	P ₁₈	P ₁₉
Activated Neuron	10	11	8	13	14	15	16	17	3	19
Input Pattern	P ₂₀	P ₂₁	P ₂₂	P ₂₃	P ₂₄	P ₂₅	P ₂₆	P ₂₇	P ₂₈	P ₂₉
Activated Neuron	13	6	22	23	24	25	26	27	28	29

the number of patterns: 30
the number of activated neurons: 26

(표 3) 회전과 크기 변화에 대한 경계인수에 따른 인식률
(Table 3) Recognition rate for the rotation and size variations according to the violence parameter.

경계인수	$\theta = 0, S = 1$			$\theta = 30, S = 1$			$\theta = 60, S = 1$		
	경인식	오인식	인식률	경인식	오인식	인식률	경인식	오인식	인식률
0.76	70	26	72.9	69	27	71.8	70	26	72.9
0.77	73	23	76.0	72	24	75.7	72	24	75.7
0.78	71	25	73.9	72	25	73.9	71	25	73.9
0.79	72	24	75.7	72	24	75.7	72	24	75.7
0.80	80	16	83.3	79	17	82.2	80	16	83.3
0.81	78	18	81.2	78	17	82.2	80	16	83.3
0.82	80	16	83.3	80	16	83.3	81	15	84.3
0.83	81	15	84.3	81	15	84.3	80	16	83.3
0.84	81	15	84.3	82	14	85.4	81	15	84.3
0.85	82	14	85.4	82	14	85.4	82	14	85.4
0.86	84	12	87.5	83	13	86.4	83	13	86.4
0.87	87	9	90.6	86	10	89.6	86	10	89.6
0.88	89	7	92.7	88	9	91.6	89	7	92.7
0.89	89	7	92.7	89	7	92.7	89	7	92.7
0.90	93	3	96.8	92	4	95.8	93	3	96.8
0.91	93	3	96.8	93	3	96.8	93	3	96.8
0.92	89	7	92.7	89	7	92.7	90	6	93.7
0.93	86	10	89.6	87	9	90.6	86	10	89.6
0.94	82	14	85.4	82	14	85.4	82	14	85.4
0.95	78	18	81.2	78	18	81.2	77	19	80.2
0.96	70	26	72.9	72	24	75.7	72	24	75.7

경계인수	$\theta = 30, S = 1/2$			$\theta = 60, S = 1/4$			경계인식률
	경인식	오인식	인식률	경인식	오인식	인식률	
0.76	74	22	77.1	72	24	75.0	73.9
0.77	76	20	79.1	73	22	76.0	75.5
0.78	78	18	81.2	76	20	78.1	78.4
0.79	80	16	83.3	78	18	81.2	79.3
0.80	81	15	84.3	80	18	81.2	82.8
0.81	84	12	87.5	81	15	84.3	82.7
0.82	86	10	89.6	82	14	85.4	84.9
0.83	88	8	91.6	83	13	86.4	86.9
0.84	89	7	92.7	84	10	89.6	87.2
0.85	89	7	92.7	87	9	90.6	87.9
0.86	90	6	93.7	88	8	91.6	89.1
0.87	91	5	94.8	88	8	91.6	91.2
0.88	92	4	95.8	88	6	92.7	92.3
0.89	92	4	95.8	91	6	94.8	92.7
0.90	91	5	94.8	89	7	92.7	96.3
0.91	88	8	91.6	86	10	89.6	94.3
0.92	84	12	87.5	82	14	85.4	94.4
0.93	81	15	84.3	77	19	80.2	96.8
0.94	78	20	79.1	72	24	75.0	82.1
0.95	69	27	71.8	64	32	66.7	78.2
0.96	66	36	62.5	56	41	57.3	66.8

(θ : 회전각, S : 변형된 영상의 크기 / 원 영상의 크기)

경계인수 $\rho=0.90$ 에 대해서 실험에 사용한 96개의 지문영상 중에서 30개의 입력지문에 대한 학습결과는 <표 2>과 같다. 학습 도중이라도 이미 학습된 패턴이 다시 들어올 경우, 즉 <표 2>에서 P11, P13, P15, P20, P28의 경우, 정확하게 뉴런 11, 13, 15, 20, 28에 직접접근이 되는 것을 볼 수 있다. <표 2> (b)는 $\rho=0.75$ 에 대한 학습결과를 나타낸 것이다. <표 2>의 (a)와(b)를 비교해 보면 경계인수의 값에 따라 분류되는 정도가 달라짐을 알 수 있다. 실험에 사용된 96개의 영상에 대한 회전과 크기 변화에 대한 경계인수에 따른 인식률은 <표 3>과 같다. 본 시스템의 경우 회전에는 영향을 거의 받지 않으나 크기 변화에 대해서는 인식률에 다소의 변화가 있음을 알 수 있다. 아울러 경계인수가 0.90일 경우에 인식률이 가장 좋음을 알 수 있다.

5. 결 론

지문인식과 같은 전처리 과정이 많은 경우에 있어서 초기 단계에 전경과 배경을 효과적으로 분리하는 것은 매우 중요하다. 본 논문에서는 전경과 배경의 분리시 지문의 특성을 고려해서 명도변위의 차이에 따라 블러 크기를 적절하게 변화게 하였을 뿐 아니라 기존 지문 인식 시스템과는 달리 특징점 추출시 단순한 문턱값을 사용하지 않고 주위의 여건에 따라 적응력을 가지고 변화하는 동적 문턱값을 사용했다. 아울러 적응성-안정성 딜레마를 해결 할 수 있는 Stephen Grossberg[1]가 주창한 ART 인공신경망을 확장한 문헌[5]의 EART를 이용하여 실험한 결과 효과적으로 인식이 되었다. 또한 분기점과 끝점의 갯수와 분기점으로 이루어진 불록 다각형의 내각에 대한 가중코드를 이용한 결과, 지문 인식에 가장 큰 장벽중의 하나인 위치이동(shift), 회전(rotation), 크기변화(scaling)에 대해서도 효과적으로 동작함을 확인 할 수 있었다.

패턴 인식을 이용한 기존 지문 인식 시스템 [10-15]의 경우, 전처리 과정 특히 세선화 과정

의 결과에 따라 인식률이 크게 변화한다. 문헌 [8]은 이를 극복하기 위해서 세선화된 지문의 복원처리에 대해서 연구하였다. 그 결과 약 88% 이상의 복원률을 보여주고 있다. 하지만 본 논문에서는 세선화상에 대한 복원처리 과정을 거치지 않고도 (그림 12)와 같은 좋은 인식율을 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] Gail A. Carpenter and Stephen Grossberg, "A Massively Paralle Architecture for a Self - Organizing Neural Pattern Recognition Machines", Computer vision, Graphics, and Image Processing 37, pp.54-115, 1987
- [2] G. A. Carpenter and S. Grossberg, "Search Mechanisms for adaptive Resonance Theory (ART) Architectures", International Joint Conference on Neural Networks 1, pp. 201-205, 1989
- [3] Philip D. and Wasserman, "Neural Computing: Theory and Practice", pp. 127-151, Van Nostrand Reinhold, New York, 1989
- [4] Barbara Moore, "ART1 and Pattern Clstering", Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School, pp. 174-185, Morgan Kanfmann, 1988
- [5] 이남일, 김향준, 안광선, "확장된 ART 인공 신경망", 한국정보과학회 논문지, Vol. 19, No. 2, 140-150, 1992
- [6] Jeong Hwan Lee, Nam Il Lee, and Seong Dae Kim, "A fast and adaptive method to estimate texture statistics by the spatial gray level dependence matrix (SGLDM) for texture image segmentation", Pattern Recognition Letters, 13, pp. 291-303, 1992
- [7] 김봉일, 김정규, "컴퓨터에 의한 개인 인증 기술", 정보과학회지, 제4권 3호 55-64,

1986

[8] 김봉일, 이상선, 김정규, “세션화된 지문 화상의 단계적 복원처리”, 정보과학회지, Vol. 14, No.1, 1987

[9] T.Y.Zhang and C.Y.Suen, “A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Pattern”, Comm.ACM, Vol.27, No. 3, pp. 236-239, 1986

[10] A. K.Hrechak and J. A. Mchugh, “Automated Fingerprint Recognition using Strutural matching”, Pattern Recognition, Vol. 23, pp. 893-904 1990

[11] M. Kawagoe and Akio Tojo, “Fingerprint Pattern Classificatio”, Pattern Recognition, Vol. 17, No. 3, pp. 295-303, 1984

[12] K. Rao and K. Balck, “Type classification of Fingerprints:A Syn-tactic Approach”, IEEE Trans. Vol. PAM1-2, No. 3, 1980

[13] Kameswara Rao, “On Fingerprint Pattern Recognition”, Pattern Recognition, Vol. 10, 15-18, 1977

[14] M.R. Verma, A.K.Majumdar, and B. Chatterjee, “Edge Detection in Fingerprints”, Pattern Recognition. Vol. 20, No. 5, pp. 513-523. 1987

[15] C. V. Kameswara Rao and K. Balck, “inding the corepoint in a fingerprint ”, IEEE Trans. Comput. c-27(1), pp. 77-81, 1978

[16] 박민용, 최항식, 퍼지 시스템의 응용 입문, 9-52, pp. 139-158, 대영사, 1990

[17] B.M. Mehtre, N.N. Murthy, S.Kaporrr, “Segmentation of fingerprint images using the directional image”, Pattern Recognition Vol. 20, No. 4, pp. 429-435, 1987

[18] B.M. Mehtre, B.Chatterjee, “Segmentation of fingerprint images-A Composite method”, Pattern Recognition, Vol. 22, No. 4, pp. 381-385, 1989

[19] A. Rosenfeld and A. C. Kak, Digital Image Processing, ACademic Press, New York,

1976

[20] J.T. Tou and R.Gonzalez, Pattern Recognition Principles, pp. 137-13, Addison Wesley, 1974

[21] Gail A. Carpenter and Stephen Grossberg, The ART of Adaptive Pattern Recognition by a self-organizing Neural Network, IEEE computer, Vol. 21, No. 3, pp. 77-88, 1988

[22] Barbara Moore,ART1 and Pattern clustering, proceedings of the 1988 connectionist models summer school, pp. 174-185, Morgan Kaufmann, 1988

이 남 일



1981년 경북대학교 전자공학과 학사
 1986년 경북대학교 대학원 전자공학과(전산전공) 공학석사
 1993년 경북대학교 대학원 전자공학과(전산전공) 공학박사
 1989년-현재 안동대학교 컴퓨터공학과 조교수

관심분야: 신경회로망, 패턴인식 및 알고리즘

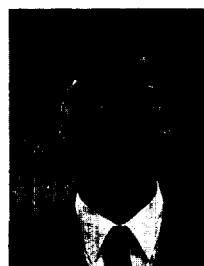
우 용 태



1982년 경북대학교 대학원 전자공학과 학사
 1984년 경북대학교 대학원 전자공학과(전산전공) 석사
 1988년 경북대학교 대학원 전자공학과(전산전공) 박사수료
 1987년-현재 창원대학교 전자계산학과 부교수

관심분야: 신경회로망, 패턴인식, 객체지향 데이터베이스 등

이 정 환



1983년 경북대학교 전자공학과 학사
 1986년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사
 1993년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사
 1990년 - 현재 안동대학교 전자공학과 조교수

관심분야: 영상신호처리 및 컴퓨터비전 등