

論文 92-29B-10-9

윤곽선 방향의 히스토그램과 Sampled Spot Matching을 이용한 이치 형상의 인식 알고리즘

(A Study on the Recognition of Bilevel Shapes Using the Contour
Direction Histogram & Sampled Spot Matching Method)

金光燮*, 李相默**, 鄭東錫***

(Kwang Sub Kim, Sang Mook Lee, and Dong Seok Jeong)

要 約

패턴인식은 컴퓨터 비전의 기본이 되는 과정이라 할 수 있다. 특히 크기 변화가 심하고 노이즈와 결손이 있는 패턴의 인식은 중요하다. 그러나, 기존의 알고리즘인 GHT나 구조적 접근방법은 계산 속도나 정확도에 있어서 한계가 있다. 본 논문에서는 위와 같은 문제를 해결하기 위하여 크기 변화에 영향이 적고 고속 계산이 가능한 효율적인 윤곽선 방향의 히스토그램을 이용한 인식 알고리즘과 노이즈와 결손에 강한 Sampled Spot Matching 방법을 제안하였다. 제안된 두 가지 알고리즘을 사용하여 문자(번호판에서 추출한 숫자) 인식과 물체(전투기 영상) 인식에 적용하여 보았다. 제안된 두 가지 알고리즘을 상호 보완하여 적절히 결합 이용함으로써 위에 기술한 문제점을 해결할 수 있었다. 윤곽선 방향의 히스토그램을 이용한 인식 방법은 실험 결과 IBM-386에서 자당 인식 시간이 평균 0.013초 정도였고, 전투기 영상의 인식에는 0.1초가 소요되었다. 정확도에 있어서는 99%의 인식률을 보였다. Sampled Spot Matching 방법은 속도는 앞 방법에 비하여 느리나 잡음과 결손에 강한 특징이 있음을 알 수 있었다.

Abstract

Pattern Recognition is one of the fundamental areas of computer vision. The recognition of patterns with varying size and severe defects is especially important. However, it is known that the conventional algorithms such as GHT or structural approaches have limitations in speed and accuracy. In this paper, in order to avoid above-mentioned problems, we propose a new recognition algorithm which exploits the histogram of contour directions and the sampled spot matching method. While the former provides little influence against size variation, the latter has strong immunity to noise and defects. We applied those proposed algorithms for the recognition of numbers extracted from the car number plates and shapes of aircraft. Experimental result shows that it is possible to solve above-mentioned problems by complementary uses of those two suggested algorithms. The contour directional histogram method resulted in high-speed of average 0.013 sec/char and 0.1 sec/aircraft-image on IBM-386. The accuracy of recognition is as high as 99%. Sampled spot matching method has less speed than the former one, however, it showed fairly strong immunity to noise and defects.

*正會員, 유니온시스템 株式會社
(Union System Co. Ltd.)

**正會員, 國防科學研究所
(Agency for Defense Development)

***正會員, 仁荷大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Inha Univ.)

接受日字: 1991年 11月 30日

I. 서 론

패턴 인식이란 심리학 측면에서 볼 때 감각기관에 도달하는 외부신호를 기능적으로 변환하는 과정이다. 인간은 이들의 외부신호를 교육에 의하여 지능적으로 쉽게 처리할 수 있지만 기계가 인식하는 것은 상당한 어려움이

있다.^[1] 따라서 인간기능의 컴퓨터 구현이라는 점에서 컴퓨터가 도형을 판별하고 문자를 자동 판독하는 연구가 활발히 진행되어 왔다. 패턴 인식의 적용 예로써는 문자 인식,^{[2]-[7]} 물체 검출, 의료 진단, 의료 영상 및 신호 분석, 사람의 얼굴과 지문 인식, 물체 인식등 상당히 많다.^{[8]-[10]}

패턴 인식 접근방법을 크게 나뉘 보면 첫째 전체문자(형태)인식, 둘째 기본 특징 추출, 셋째 한계논리나 결정 함수를 이용하는 방법으로 분류될 수 있으며 실제 인식에 있어서는 위의 방법을 조합하여 인식하며 인식률과 속도를 개선하기 위해 많은 수정, 확장, 변형 및 단순화등의 연구가 행해졌다. 본 연구에서도 위의 방법을 보완하여 인식률 및 속도를 향상시키게 되었다. 즉, 윤곽선 방향에 대한 히스토그램의 매칭법과 Sampled Spot Matching 방법을 제안하여 패턴 인식을 시도하였다. 본 연구에서는 위의 두가지 알고리즘을 문자 인식과 물체 인식에 직접 적용해 보았다. 실험 대상 문자로서는 자동차 번호판에서 추출한 숫자들을 선택했으며 크기가 작고 모양이 일정하지 않았다. 물체 인식 실험으로는 전투기의 외부 형태를 실험 대상으로 하였다.

II. 문턱치값 결정 방법

본 연구의 인식 대상은 크기가 고정되어 있지 않기 때문에 파라메트릭 방법(parametric method)으로는 많은 문제점이 있었다. 그렇기 때문에 무 파라메트릭(unparametric)이고 무 교사적(unsupervised)인 문턱치값 선택 방법(Threshold selection method)^[11]를 사용하였다. 이것은 Nobuyuki Otsu가 제안한 것으로서 본 연구에서는 실행시간을 단축하기 위하여 계수의 계산 영역을 축소하여 사용하였다. 본 방법은 아래와 같다.

주어진 영상의 그레이 레벨이 L이라고 하자. 그레이 레벨의 히스토그램을 확률 분포함수(probability distribution function)로 식 (1)과 같이 표현하였다.

$$p_i = n_i/N, p_i \geq 0, \sum_{i=1}^L p_i = 1. \quad (1)$$

n_i : i 레벨의 픽셀수

p_i : i 레벨의 확률

$$N = n_1 + n_2 + \dots + n_L$$

클래스 C_0 와 C_1 이 레벨 k로써 임계처리가 된다고 가정하자. 그 클래스로 발생할 확률과 각 클래스의 평균은 다음과 같다.

$$w_0 = Pr(C_0) = \sum_{i=k}^L p_i \quad (2)$$

$$w_1 = Pr(C_1) = \sum_{i=k+1}^L p_i = 1 - w_0 \quad (3)$$

$$m_0 = \sum_{i=1}^k i Pr(i | C_0) = \sum_{i=1}^k i P_i/w_0 = m(k)/w(k) \quad (4)$$

$$m_1 = \sum_{i=k+1}^L i Pr(i | C_1) = \sum_{i=k+1}^L i P_i/w_1 = \frac{m_T - m(k)}{1 - w(k)} \quad (5)$$

여기서

$$w(k) = \sum_{i=1}^k p_i \quad (6)$$

$$m(k) = \sum_{i=1}^k i p_i \quad (7)$$

$$m_T = \sum_{i=1}^L i p_i \quad (8)$$

m_T 는 영상의 전체 평균이 되며 아래 관계가 성립된다.

$$w_0 m_0 + w_1 m_1 = m_T, w_0 + w_1 = 1. \quad (9)$$

각 클래스의 분산은 다음과 같다.

$$\sigma_0^2 = \sum_{i=1}^k (i - m_0)^2 Pr(i | C_0) = \sum_{i=1}^k (i - m_0)^2 p_i/w_0 \quad (10)$$

$$\sigma_1^2 = \sum_{i=k+1}^L (i - m_1)^2 Pr(i | C_1) = \sum_{i=k+1}^L (i - m_1)^2 p_i/w_1 \quad (11)$$

그리고 최적의 임계치를 얻어내기 위해서는 차별 분석(Discriminant Analysis)에서 쓰는 측정치를 사용해야 한다. 측정치에는 다음과 같은 것들이 있다.^[12]

$$\lambda = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_W^2}, \kappa = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_W^2}, \eta = \frac{\sigma_B^2}{\sigma_T^2} \quad (12)$$

여기서

$$\sigma_W^2 = w_0 \sigma_0^2 + w_1 \sigma_1^2 \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \sigma_B^2 &= \omega_0(m_0 - m_T)^2 + \omega_1(m_1 - m_T)^2 \\ &= \omega_0 \omega_1 (m_1 - m_T)^2 \end{aligned} \quad (14)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^L (i - m_T)^2 p_i \quad (15)$$

위의 세 측정치들을 놓고 관찰해 볼 때 σ_w^2 과 σ_B^2 은 임계치 k 에 관한 함수들이나 σ_T^2 은 이와 무관하다. 최적의 임계치를 얻기 위해서는 측정치 η 를 가장 크게 하는 k 값을 선택하면 된다. 이를 다른 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\eta(k) = \sigma_B^2(k) / \sigma_T^2 \quad (16)$$

$$\sigma_B^2(k) = \frac{[m_T \omega(k) - m(k)]^2}{\omega(k)[1 - \omega(k)]} \quad (17)$$

최적의 임계치 k^* 는

$$\sigma_B^2(k^*) = \max_{1 \leq k < L} \sigma_B^2(k) \quad (18)$$

에서 구할 수 있다. 결국 두 영역간의 분산을 최대로 해 주는 k 값이 문턱치값으로 선택되어 진다.

Ⅲ. 윤곽선 방향의 히스토그램을 이용한 인식 알고리즘

1. 인식 알고리즘

본 논문에서는 크기의 변화에 영향이 없고 처리 속도가 고속인 인식 알고리즘을 제안하고자 한다. 제안하는 알고리즘에서는 두개의 특징 벡터를 사용한다. 그것은 아래와 같다.

① 윤곽선 방향의 백분율 히스토그램 벡터, H : 8방향 성분의 백분율에 의해 구성된다.

② 변화 벡터, V : H 벡터에서 이웃하는 방향 성분간의 차를 계산하여 얻어진다.

4	3	2
5		1
6	7	8

그림 1. 윤곽선 방향
Fig. 1. Contour direction.

방향 성분을 결정해 주는 외부 윤곽선 검출에는 Pavlidis의 윤곽선 추적 알고리즘(Contour Tracing Algorithms)^{[13][14]}을 사용하였다. 윤곽선의 검출은 일반적으로 어떤 대상 물체의 위치를 검출하기 위하여 사용되었으나, 본 논문에서는 검출된 윤곽선 정보를 H 벡터를 통하여 인식에 사용하였다.

각 윤곽선 상의 점은 다음 점과의 관계로 부터 8가지 방향중의 한 방향이 결정된다. i 번째 방향을 갖는 픽셀 수를 n_i 라 하고 전체 윤곽선 데이터의 총수를 N 이라 하자. 윤곽선 방향의 백분율 벡터 H 는 식 (20)으로 표현된다.

$$N = n_1 + n_2 + \dots + n_8 \quad (19)$$

$$H = \begin{bmatrix} h_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ h_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_1/N * 100 \\ \cdot \\ \cdot \\ n_8/N * 100 \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$h_i \geq 0, \sum_{i=1}^8 h_i = 100$$

h_i 는 H 벡터의 각 성분이다. 변화 벡터 V 는 벡터 H 의 두 성분간의 차로 구성된다.

$$V = \begin{bmatrix} v_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ v_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_2 - h_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ h_1 - h_8 \end{bmatrix} \quad (21)$$

v_i 는 벡터 V 의 성분이고 벡터 H 의 이웃하는 성분의 차로 표현된다.

인식 대상 모델 템플레이트의 수가 T 라 하고, k 번째 모델의 윤곽선 방향 백분율 벡터를 $A(k)$ 라 하고 변화 벡터를 $B(k)$ 라 하자. 임의의 입력 영상으로부터 얻어진 H, V 벡터와 모델 템플레이트의 $A(k), B(k)$ 와의 유클리디안 (Euclidean) 거리 $d(k)$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} d(k) &= d_E(H, A(k)) + d_E(V, B(k)) \\ &= \left[\sum_{i=1}^8 (h_i - a_i)^2 \right]^{1/2} + \left[\sum_{i=1}^8 (v_i - b_i)^2 \right]^{1/2} \end{aligned} \quad (22)$$

임의 입력 영상이 k^* 번째 모델에 해당된다면

$$d(k^*) = \min_{1 \leq k \leq T} d(k) \quad (23)$$

T : 템플레이트 수

즉, $d(k)$ 를 최소로 해주는 k 가 인식된 형상이 된다.

2. 인식대상의 크기 추정

인식대상 물체의 형태가 결정이 되면 그 크기 또한 추정할 수 있다. 선택되어진 물체의 모델 템플레이트의 윤곽선의 길이를 L 이라 하고 입력된 인식대상 물체의 윤곽선 길이가 L' 라 하면 입력 물체의 크기 S^* 는 다음 식으로 추정된다.

$$S^* = \frac{L'}{L} S \quad (24)$$

S : 선택된 형상의 모델 템플레이트 크기

$t(k)$: k 번째 모델 템플레이트의 유효 화소 수

I : 입력 템플레이트의 유효 화소 행렬

$$d_c(k) = \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^m t(k)_{jl} : \text{모델 템플레이트의 유효 화소 수}$$

$$d_b(k) = \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^m i_{jl} : \text{입력 템플레이트의 유효 화소 수}$$

$$d_c(k) = \sum_{j=1}^n \sum_{l=1}^m t(k)_{jl} i_{jl} :$$

모델 템플레이트와 매칭된 유효 화소 수

IV. 정점 샘플링 매칭을 이용한 인식 알고리즘

템플레이트 정합을 이용한 인식 과정에서 입력 패턴의 모든 데이터에 대해 정합을 실행하면 데이터의 양도 많을 뿐 아니라, 입력 장치의 저해상도 및 임계처리의 영향으로 패턴의 외곽선에 요철이 심해지는 경우가 발생하여 인식에 큰 영향을 미친다. 심지어 결손이나 잡음이 있는 패턴에서는 치명적인 오인식률을 초래한다. 이러한 문제점들을 보완하기 위한 한 방법으로, 입력 데이터를 일정한 간격으로 격자모양 샘플링하여 사용하므로써 위에 기술한 영향들을 제거할 수가 있었다. 영역이 정확히 설정되었을 경우 샘플링 되지 않는 영역의 노이즈는 제거되는 효과가 발생된다. 또 패턴 크기의 가변성에 무관하게 하기 위해 입력된 데이터를 일정한 크기로 정규화하여 사용한다. 정규화 과정은 입력 되어진 영상을 $n \cdot m$ 의 크기로 정규화 한다.

사용된 마스크는 $n \cdot m$ 의 크기를 $3 \cdot 3$ 간격으로 샘플링한 점 행렬이며, 템플레이트는 문자 각각에 대해 표준 데이터를 샘플링 했을때, 각 점에 데이터의 화소가 존재하는 확률을 임계처리를 취하여, '0', '1' 값을 부여했다. 인식 결과로 선택되는 형상인 k^* 는 아래와 같이 $R(k)$ 를 최대로 해주는 k 로 결정된다. 본 매칭법에서는 α_k , β_k , τ_k , ν_k 의 파라미터를 사용함으로써 기존의 정점 샘플링 매칭에 비하여 인식률을 높였다.

$$R(k^*) = \max [\alpha_k + \beta_k - \tau_k - \nu_k, k=0, 1 \dots 9] \quad (25)$$

$$\alpha_k = d_c(k)/d_a(k)$$

$$\beta_k = d_c/d_b$$

$$\tau_k = (d_b - d_c(k))/d_a(k)$$

$$\nu_k = (d_a - d_c)/d_b$$

k^* 는 위 네가지 파라미터의 합으로 표현되는 식 (25)의 우측면을 최대로 해주는 것으로서, 인식된 결과이다. α_k 는 k 번째 모델 템플레이트의 점의 수에 대한 k 번째 모델 템플레이트의 점 행렬 마스크와 입력 템플레이트의 점 행렬의 매칭된 수의 비율을 말한다. 또한 β_k 는 데이터 점수에 대한 비율을 의미하며, 모델 템플레이트와 같은 숫자일때, α_k , β_k 가 모두 큰 값을 갖게된다. 여기에 τ_k , ν_k 의 두 파라미터에 의해 매칭되지 않은 부분을 고려해 줌으로서 매칭비의 차를 더욱 크게 할 수 있었고, 유사한 숫자의 오인식률을 줄일 수가 있었다.

V. 실험 및 고찰

1. 윤곽선 방향의 히스토그램을 이용한 문자 인식

본 실험에서의 템플레이트는 일반성을 부여하기 위하여 실험용 데이터 중 각 숫자당 무작위로 10개의 숫자를 선택하여 그 숫자들의 윤곽선 방향의 히스토그램의 백분율의 평균을 사용하였다. 그 결과는 표 1과 같다. 템플레이트의 크기는 한 문자당 8Byte이다. 이것은 기존의 알고리즘에 비하여 상당히 작은 양이다.

인식에 사용한 데이터는 자동차 번호판에서 추출한 것으로 그 크기가 일정치 않고 모양의 변화도 심한편이다. 추출한 150자에 대하여 실험을 하였다. 인식 결과는 99%의 인식률을 보였고 인식 시간은 IBM-PC 386에서 한 자당 시간이 0.013초 정도였다. 인식 못한 문자는 잡음과 결손이 심한 것이었다.

2. Sampled Spot Matching에 의한 문자 인식

표 2에 Clear Data의 α_k , β_k 값이 각각의 백분율 합으로 주어져 있다. 같은 숫자인 경우 가장 큰 값을 갖게 됨을 알 수 있다.

그림 2는 숫자 5에 대해 α_k , β_k 값만으로 얻은 결과와, 같은 숫자에 파라미터 τ_k , ν_k 를 추가 했을때의 결과를 나

표 1. 모델 템플릿의 H, V 벡터 성분 값
Table 1. The parameter of model template's H, V vector.

		1	2	3	4	5	6	7	8
0	H	6	7	30	6	5	7	28	6
	V	1	23	-24	-1	2	21	-22	0
1	H	6	0	45	1	2	2	41	1
	V	-6	45	-44	1	0	39	-40	5
2	H	15	12	15	6	14	11	17	5
	V	-3	3	-11	8	-3	-6	-12	10
3	H	12	9	17	10	13	8	16	11
	V	-3	8	-7	3	-5	8	-5	1
4	H	12	2	35	3	5	9	28	2
	V	-10	33	-32	3	4	19	-26	10
5	H	16	7	19	7	15	5	22	5
	V	-9	12	-12	8	-10	17	-17	11
6	H	8	12	22	6	10	8	25	6
	V	4	10	-16	4	-2	17	-19	2
7	H	10	9	28	0	14	8	25	3
	V	-1	19	-28	14	-6	17	-22	7
8	H	8	7	26	8	7	6	28	7
	V	-1	-19	-18	-1	-1	22	-21	1
9	H	9	10	25	5	7	12	21	6
	V	1	15	-20	2	5	9	-15	3

표 2. α_k, β_k 의 백분율 합
Table 2. The percentage sum of α_k, β_k .

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	162	83	102	115	121	110	127	82	133	116
1	62	156	89	88	102	101	92	83	107	109
2	70	92	150	127	102	91	92	127	118	111
3	120	78	117	152	115	115	103	101	146	107
4	90	57	68	90	152	85	93	72	102	90
5	140	87	102	128	109	157	136	92	130	89
6	126	84	78	104	136	128	156	78	131	93
7	67	102	116	102	89	74	54	146	94	113
8	143	78	133	147	120	130	128	92	156	113
9	117	84	102	119	102	118	101	80	125	146

타낸다. τ_k, ν_k 를 첨가 했을때 매칭된 숫자에서는 더욱 Peak값을 갖게 됨을 알 수 있다.

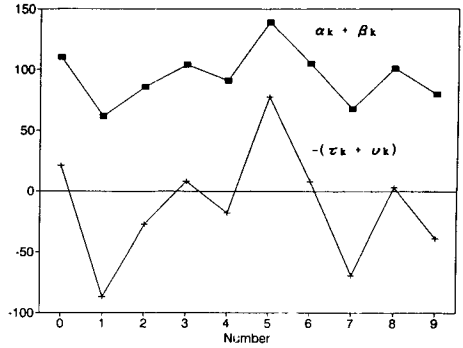
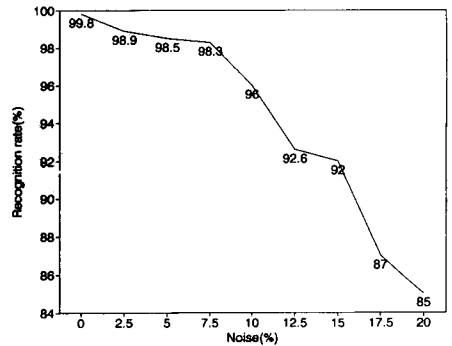


그림 2. 정합 정도를 나타내는 R(k)의 그래프
Fig. 2. The graph of R(k).

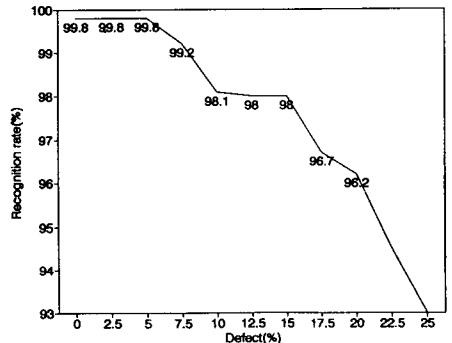
그림 3에 결손(Defect)와 잡음(Noise)의 영향을 나타냈다. Defect의 경우 20% 까지 크게 영향을 받지 않으나, Noise는 인식률을 크게 저하시킨다.

마지막으로, 그림 4에 실험한 입력 데이터와 인식 결과의 예를 몇가지 든다.

개선된 정점 샘플링에 의한 인식 방법의 장점은 무엇보다, 잡음이나 결손에 강하다는 것이다. 인식 대상을 일



(a)



(b)

그림 3. Noise와 Defect의 영향
Fig. 3. The effect of Noise and Defect.

D25%	D25%	D25%	N15%	N15%
0	6	9	4	7

D25%	D25%	N15%	N15%	N20%
7	3	8	0	2

그림 4. 입력 Data와 인식 결과 (D25%=25% Defect)
Fig. 4. Input data and recognition result.

정 간격으로 샘플링함으로써 외곽선의 요철에 둔감하며 8%의 잡음에도 큰 인식률을 보였고, 특히, 결손이 있는 경우는 8%에서는 영향을 거의 받지 않으며, 15%에서도 높은 인식률을 보였다.

단점으로는 첫째, 인식 대상의 위치를 정확히 설정해 주어야 한다. 이런 경우, 인식 대상의 위치가 정확하지 않더라도 k값의 현격한 차로 인하여 구별할 수 있으나, 숫자 3과 8처럼 모양이 유사하며, 또 그들의 두께가 템플레이트와 차이가 많은 경우에 데이터의 위치가 정확하지 않으면 오인식하는 확률이 높다. 둘째, 준비된 템플레이트와 정합(Matching)시켜야 한다는 것이다. 숫자의 경우는 템플레이트의 수가 10개 밖에 되지 않아 많은 시간을 요하지는 않으나, 문자의 경우는 정합 횟수가 많아 시간 지연 문제가 발생한다. 위치와 유사모양의 문제는 네 방향에서의 최외곽을 찾아 해결할 수 있으나, 아주 큰 잡음이 섞여 있는 경우, 정확한 위치를 아는 것은 어렵다. 이러한 문제점에 대해 유사한 모양의 오인식률은 파라메타 τ_k, ω_k 에 의해 개선시켰으며, 데이터의 영역을 분리하여 정합시킴으로써 완전히 극복할 수 있었다.

3. 크기 변화가 심한 물체 인식

1) 실험 및 인식

본 실험에 사용된 전투기의 이미지는 크기의 변화가 심하고 그 모양이 비슷하다. 사용된 전투기의 종류는 5가지로 모델로 선택하였다. 이와 같은 물체를 인식하기 위해서는 기존에 제안되었던 방법으로는 문제가 있다. 본 연구에서는 위와 같은 물체를 인식 하기에 적합한 알고리즘을 제안 하였다. 그림 5는 본 실험의 간단한 흐름도이다.

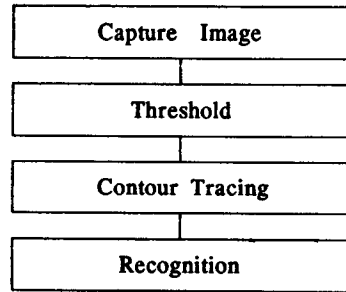


그림 5. 실험 흐름도
Fig. 5. The flow of experiment.

디지털화된 영상을 “Threshold Selection Method”를 사용하여 임계 처리를 하였다. 임계처리 되어진 영상에서 Contour tracing algorithm을 사용하여 윤곽선을 검출한다. 검출되어진 윤곽선 정보를 이용하여 윤곽선 방향의 히스토그램 벡터 H를 얻어낸다. 그림 6은 H벡터의 예이다. 또한 변화 벡터 V벡터는 H 벡터에 의해 식 (21)로 계산 되어진다. 그림 7은 변화 벡터 V의 예이다. 그림 6은 기존의 모델 템플레이트 패턴 벡터 A(k)와 벡터 H의 그림이고 그림 7은 모델 템플레이트 패턴 B(k)와 벡터 V의 그림이다. 그림 6, 7에서 알 수 있듯이 벡터 H, V가 4번째 템플레이트와 가장 유사함을 알 수 있다. 벡터 H, V에 의해 구해지는 d(k)는 그림 8과 같다. 그림에서 보듯이 템플레이트 4에서 최소가 된다. 따라서 인식 되어진 결과는 4번째 템플레이트가 된다.

2) 크기변화의 실험과 크기 추정

본 연구에서 제안한 알고리즘은 8방향의 히스토그램을 사용하여 인식에 이용하였기 때문에 크기변화에 따른 오

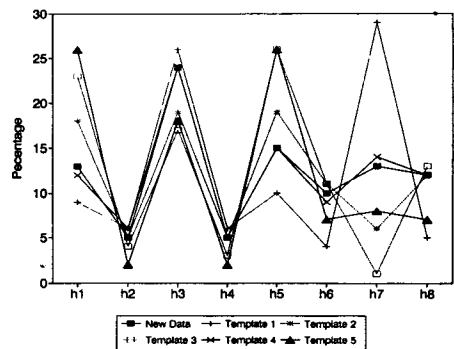


그림 6. 윤곽선 방향의 백분율 히스토그램 벡터
Fig. 6. The percentage histogram of contour directions.

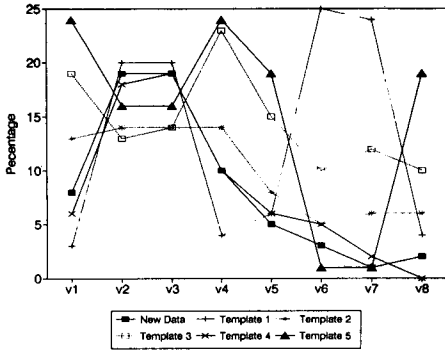


그림 7. 변화 벡터
Fig. 7. Variation vector.

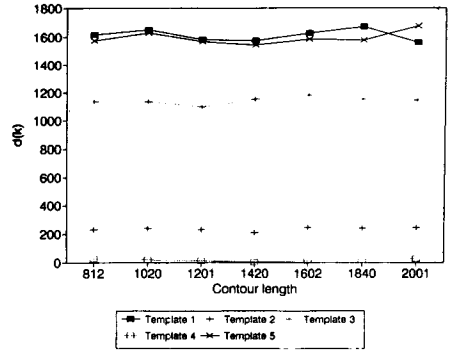


그림 9. 물체의 크기 변화에 따른 d(k)의 변화
Fig. 9. The variation of d(k) according to object size variation.

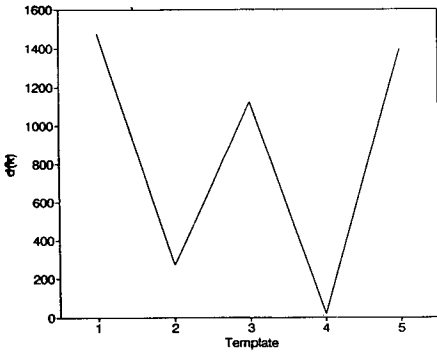


그림 8. 거리 함수 d(k)
Fig. 8. Distance function d(k).

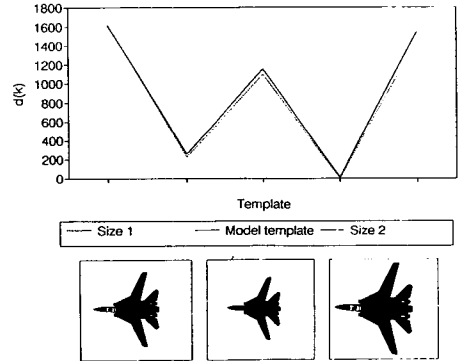


그림 10. Model, Size 1, Size 2의 거리 함수 d(k)
Fig. 10. The distance function d(k) of Model, Size 1 and Size 2.

인식이 적다. 그림 9는 물체의 크기변화에 따른 d(k)의 그래프이다. 크기와 관계없이 4번째 템플레이트의 d(k) 값이 가장 작음을 알 수 있다. 그림 10은 Model, Size 1, Size 2의 d(k)를 나타낸다. 식 (24)에 의하여 Size 1은 0.84S로 Size 2는 1.23S로 추정되어 진다.

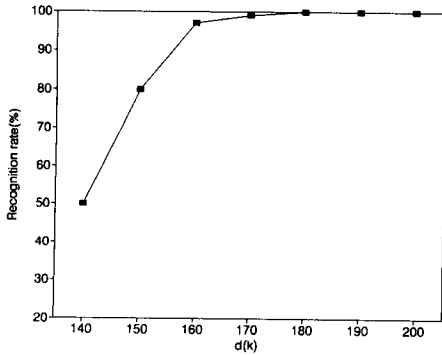
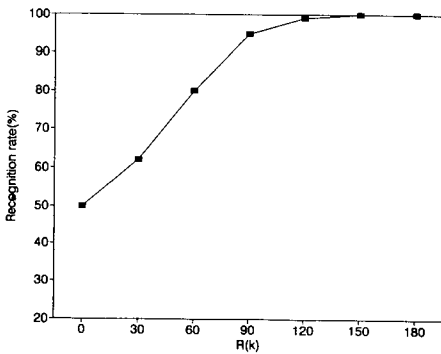
3) 성능

크기 변화가 50%에서 300%까지 변화는 영상에서 약 99%의 인식률을 보였다. 본 실험은 IBM-386을 사용하였으며 PC-Vision Plus 영상보드를 사용하였으며 영상의 크기는 512*480이다. 문턱처리는 약 1.5초, 인식 시간은 0.1초정도 걸렸다. 본 인식 속도는 템플레이트수가 5개의 인식 시간이다. 인식 시간은 매칭시에는 식 (22)와 식 (23)의 계산 시간이므로 하나의 템플레이트를 추가 함으로써 0.005초(한 템플레이트의 매칭 시간)씩 증가하게 된다.

4. 윤곽선 방향의 히스토그램을 이용한 인식과 Sampling Spot Matching 방법의 결합

위에서 제안된 두 가지 알고리즘을 상호 보완하여 인식함으로써 인식률을 높일 수 있었다. 윤곽선 방향의 히스토그램을 이용한 인식 방법은 크기 변화에 영향이 적고 속도가 고속이나 노이즈와 결손이 존재할 경우는 인식률이 저하하게 된다. 이 단점을 Sampling Spot Matching방법으로 보완하게 된다. 후자 방법은 노이즈와 결손에 강한 반면에 크기를 정규화 하여야 하므로 속도가 많이 걸리게 된다.

두 알고리즘의 d(k), R(k)의 값에 따른 인식률은 그림 (11)과 그림 (12)와 같다. 그림 (11)에서 d(k)가 160이상일 경우는 인식률이 100%에 근접하므로 d(k)의 값이 160이하에서만 Sampling Spot Matching방법으로 인

그림 11. $d(k)$ 의 값에 따른 인식률Fig. 11. The recognition rate according to the value of $d(k)$.그림 12. $R(k)$ 의 값에 따른 인식률Fig. 12. The recognition rate according to the value of $R(k)$.

식하게 된다. 실험 결과는 노이즈가 존재한 숫자 100자에 대하여 테스트한 결과 $d(k)$ 가 160보다 작은 경우의 숫자는 20개로써 이것들을 Sampling Spot Matching방법에 적용함으로써 오인식 되어진 숫자는 두자로 나타났다. 따라서 인식률은 98%로 나타났다.

VI. 결 론

본 연구에서는 윤곽선 방향의 히스토그램을 이용한 인식 알고리즘과 Sampled Spot Matching을 이용한 인식 알고리즘을 제안하였다. 첫번째 제안된 알고리즘은 거의 실시간에 가까운 인식 속도를 보였으며 또한 크기 변화에도 높은 인식률을 보였다. 그리고 두번째 알고리즘은 숫자 크기와 무관하며 결손과 잡음에 강하다는 특징이 있

다. 그러나 크기를 정규화시켜야하는 단점이 있다. 위의 두가지 알고리즘의 장점을 적절히 조합하여, 서로의 단점을 보완하므로써, 자동차의 번호판 문자나 전투기와 같은 다소 불규칙한 문자나 물체를 인식하는 시스템에 효율적으로 응용될 수 있다.

향후의 과제로는 위 두가지 알고리즘을 조합하는데 있어 특정 파라메타를 추출하는 것과 윤곽선 방향의 히스토그램을 이용한 인식 방법을 보다 발전시켜 회전이 되어진 물체 인식에도 적용하는 것이다. 또한 숫자, 전투기뿐만 아니라 인감이나 탱크등 다른 문자와 물체에도 적용 가능할 것으로 예상된다.

參 考 文 獻

- [1] 박종욱, 도형패턴의 벡터스 검출법과 필기체 한글 세이프 패턴의 인식, 인하대학교 대학원 박사학위 논문, 1985년.
- [2] V. K. Govindan and A. P. Shivaprasad, "Character recognition-a review," Pattern Recognition, vol. 23, no. 7, pp. 671-683, 1990.
- [3] B. Duerr, W. Haettich, H. Tropf and G. Winkler, "A combination of statistical and syntactical pattern recognition applied to classification of unconstrained handwritten numerals", Pattern Recognition vol. 12, pp. 189-199, 1980.
- [4] Michael T. Y. Lai and Ching Y. Suen, "Automatic recognition of characters by fourier descriptors and boundary line encodings", Pattern Recognition, vol. 14, pp. 383-393, 1981.
- [5] Kazuhiko Yamamoto and Shunji Mori, "Recognition of handprinted characters by an outermost point method", Pattern Recognition vol. 12, pp. 229-236, 1980.
- [6] Shunji Mori, Kazuhiko Yamamoto, "Research on machine recognition of handprinted characters", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-6, pp. 386-405, July 1984.
- [7] G. J. Balm, "An introduction to optical character reader considerations", Pattern Recognition vol. 2, pp. 129-143, August 1970.
- [8] L. D. Harmon, Ed., "Special issue on digital pattern recognition," Proc. IEEE, vol. 60, pp.

1117-1233, Oct. 1972.

- [9] Wei-Chung Lin and Richard C. Dubes, "A review of ridge counting in dermatoglyphics," *Pattern Recognition*, vol. 16, no. 1, pp 1-8, 1983.
- [10] Lalit Gupta and Krishna Malakapalli, "Robust partial shape classification using invariant breakpoints and dynamic alignment," *Pattern Recognition*, vol. 23, no. 10, pp. 1103-1111, 1990.
- [11] N. Otsu, "A threshold selection method from gray level histogram", *IEEE SMC-9*, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [12] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, New York Academic, pp. 260-267, 1972.
- [13] Rafael C. Gonzalez / Paul Wintz, *Digital Image Processing*, (2nd Ed.), Academic Press, pp. 61-109, 1987.
- [14] Ernest L. Hall, *Computer Image Processing And Pattern Recognition*, Addison-Wesley Publishing Company, pp. 500-510, 1979.
- [15] Theo Pavlidis, *Algorithm For Graphics And Image Processing*, Computer Science Press, pp. 129-143, 1978.
- [16] 김희도, 최경호, 정동석, "기계식 전화 도수계 자동 판독 Algorithm", 제 2회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표논문집, pp. 116-119, 1990.

著 者 紹 介



金 光 燮 (正會員)

1968年 2月 16日生. 1990年 2月 인하대학교 전자공학과 졸업. 1992年 2月 인하대학원 전자공학과 석사학위 취득. 1992年 1월~현재 유니온시스템(주) 부설 연구소 연구원 근무. 주관심분야는 Pattern Recognition, Neural Network 및 음성인식 등임.



鄭 東 錫 (正會員)

1954年 4月 29日生. 1977年 2月 서울대학교 전기공학과 졸업(학사). 1985年 5월 버지니아 주립대(석사), 1988年 2월 버지니아 주립대(박사). 1977年 3월~1982年 12월 국방과학연구소 연구원. 1988年 3월~현재 인하대학교 공과대학 전자공학과 교수. 주관심분야는 Automated Visual Inspection, Neural Network Application to Computer vision 및 Color Image Processing 등임.



李 相 默 (正會員)

1967年 10月 30日生. 1990年 2月 인하대학교 전자공학과 졸업(학사). 1992年 2월 인하대학원 전자공학과 석사학위 취득. 1992年 3월~현재 국방과학연구소 연구원 근무. 주관심분야는 영상 및 음성 신호처리 등임.