

제안된 GBD 알고리즘을 이용한 이차원 영상에서의 다중해상도 거리 측정

A Multi-Resolution Distance Measure in Two Dimensional Images Using Proposed Grey Block Distance Algorithms

홍준식, 정순원
영동대학교

Hong Jun-Sik, Jung Soon-Won
Youngdong Univ.

요약

본 논문에서는 기존의 그레이 블록 거리(grey block distance; GBD, 이하 GBD) 알고리즘과 비교하여 다중 해상도에서 이차원 영상간의 상대적 식별을 더 용이하게 하기 위한 새로운 GBD 알고리즘 방법을 제안한다. 이 제시된 방법은 영상 전체 및 부분에 대한 정보를 측정할 수 있으며, 이차원 영상의 응용에 있어서 기존의 GBD 알고리즘과 비교해서 영상이 급격히 변화하는 부분의 정보를 잃지 않게 개선할 수 있었다. 또한, 모의실험 결과로부터 기존의 GBD 알고리즘에 비하여 상대적 식별이 더 용이함을 확인할 수 있었다.

Abstract

In this paper, we have proposed a revised GBD algorithm to make a relative identification more easily between 2-Dimensional images being compared with the well-known GBD(Grey Block Distance) algorithm. The method proposed here can measure the information about both the whole images and partial image. Also it can improve the performance of the existing GBD algorithm to do not lose the information of the partial image which has been changed rapidly in the 2-D image application. From the results of the experimental simulation we can say that the proposed method can be identified 2-D images more easily than that of the existing GBD algorithm.

I. 서론

패턴 인식 및 컴퓨터 비전에서의 가장 큰 문제는 어떤 패턴이 다른 패턴과 어느 정도 차이가 나는 지를 알아내는 것이다. 템플릿 매칭(template matching)[1-2]이나 모델 기반 비전(model-based vision)[3-5] 등은 서로 다른 두 개의 패턴이 어느 정도 틀리는지 측정 함수를 찾아내어 패턴간의 차이를 개선시키는 방법으로 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 연구의 목적은 좋은 성능을 보이고 효과적인 패턴비교방법을 발전시키며 기초적인 이론적 배경을 갖도록 하는 데에 있다. 대부분의 영상 비교[6]을 위해 신호잡음대비(signal-to-noise ratio; SNR)나 평균 제곱 방식을 사용한다. 이러한 측정 방법들은 최고 해상도에서 영상만을 비교해서 비슷하게 인식되는 영상을 최단 거리를 가지고 측정한다.

이차원 영상에서의 이전의 거리 측정 방법으로 Hausdorff[7]과 Hutchinson 메트릭[8] 등을 이용하였는데, 이 중 Hausdorff 메트릭은 표적 영상내의 각 화소를 시험 영상내의 각 화소와 비교해야 하기 때문에 비교되는 영상의 각 화소를 계산하므로 계산 절차가 복잡한 측정 방법이고, Hutchinson 메트릭은 단순한 경우를 제외하고는 비현실적인

측정 방법으로 문제점을 가지고 있다.

따라서, 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 영상 분류에서 좋은 특징을 제공해 주는 다중해상도에서 이차원 영상에서의 거리를 측정하고자 한다. 다중해상도에 의한 기존의 거리 측정 방법으로 GBD 알고리즘[9]을 이용하는 방법이 있다. 이 알고리즘은 N 개 화소 측면의 영상으로 하여 평균 명암도에서 얻어진 시험 영상에서 자체 계산으로 하여, 각 표적 영상과 비교하므로 이전의 거리 측정 방법들에 비해서는 쉽게 연산할 수 있다는 장점이 있다.

그러나, 다중해상도에서 기존의 GBD 알고리즘을 이용하여 이차원 영상간의 거리를 모의실험을 통하여 측정한 결과, 영상간의 상대적 식별이 용이하지 않았다. 따라서, 본 논문에서는 상대적 식별을 용이하게 하기 위하여 새로운 GBD 알고리즘 방법을 제안하였다. 이 제시된 방법을 사용하여 모의실험 결과로부터 기존의 GBD 알고리즘에 비하여 상대적 식별이 더 용이함을 확인할 수 있었다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 2장에서는 다중해상도 거리 측정에 대하여 살펴본다. 그리고 3장에서는 본 논문에서 제시하고자 하는 제안된 GBD 알고리즘에 의한 거리 측정 방법을 설명하고, 4장에서는 기존의 GBD 알고리즘과 제안된

GBD알고리즘을 모의실험을 통하여 결과를 보인다. 마지막으로 결론은 5장에서 다루었다.

2. 다중해상도 거리 측정

이차원 영상에서의 다중해상도 거리 측정은 각 영상에 주어진 해상도의 블록의 명암도를 다르게 하여 영상 전체 및 부분에 대한 정보를 측정하는 것으로, 기존의 GBD 알고리즘은 각 영상에 주어진 해상도의 블록의 명암도를 평균 명암도로 하여 거리를 측정하는 방법이다.

GBD 알고리즘에서의 각 영상은 주어진 해상도의 블록에 의해 완전하게 덮여져 있어야 하며, 주어진 해상도에 블록의 최대 직경은 스칼라 k 가 증가하면 제로에 접근해야 하는 조건을 만족하여야 한다.

영상을 각각 I_1, I_2, I_3 라하고, I_1, I_2, I_3 에서의 평균 명암도가 각각 g_1, g_2, g_3 로 주어질 때, 영상간의 성질은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

- $(I_1, I_2) = 0$ 이면, $|g_1, g_2| = 0$.
- $(I_1, I_2) = (I_2, I_1)$ 이면, $|g_1 - g_2| = |g_2 - g_1|$.
- $(I_1, I_3) \leq (I_1, I_2) + (I_2, I_3)$ 이고,
 $|g_1 - g_3| \leq |g_1 - g_2| + |g_2 - g_3|$.

따라서, GBD 알고리즘에서 영상간의 성질은 거리 측정[10]을 만족시키는 것을 알 수 있다.

3. 제안된 GBD 알고리즘에 의한 거리 측정 방법

기존의 GBD 알고리즘은 이전의 거리 측정 방법 중에서 좋은 분류 특징을 제공해 주어 이차원 영상에서의 거리를 측정하였다.

그러나, 기존의 GBD 알고리즘은 블록내의 명암도를 평균하여 이차원 영상간의 거리를 측정하므로 영상의 테두리 부분이나 명암도가 날카롭게 변환하는 부분의 선명도를 흐리게 하는 단점이 있어 상대적 식별이 용이하게 하지 않는 문제점이 나타났다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 본 논문에서는 새로운 GBD 알고리즘 방법을 제안하였다.

이 제시된 방법은 이차원 영상간의 거리 측정은 각 화소의 명암도의 평균값 대신에 그 화소의 주변 점들 내에서 명암도의 중간값으로 대체된다. 제안된 GBD알고리즘 방법은 잡음을 제거하고 테두리 흐름을 감소시키며, 화상의 현 화소를 이웃하는 화소의 평균 휘도로 대체하고 충격성 잡음을 제거시

킨다. 잡음이나 테두리는 화상스펙트럼의 높은 주파수 대역에 나타나므로 저역 필터의 저역통과 특성을 이용하면 잡음을 제거하면서 화상을 흐리게 할 수 있으나, 중간값은 동일 화상 영역의 잡음을 평활하게 만들고 화상내의 테두리를 날카롭게 보존하므로 기존의 GBD 알고리즘에 비하여 상대적 식별을 용이하게 할 수 있는 장점이 있다.

따라서, 본 논문에서는 새로운 GBD 알고리즘 방법을 이용하여 이차원 영상간의 거리를 측정하였다. 제안된 GBD 알고리즘은 한 화소의 주변 점들 내에서 중간값을 수행하기 위해서 명암도를 큰 값에서 작은 값으로 구분하여 그 중 중간값의 화소 명암도를 선택함으로써 새로운 화소 값으로 대체한다.

두 개의 영상 I 와 I' 에서의 영상간의 거리를 측정할 경우, 기존의 GBD 알고리즘에서는 각각의 영상 I 와 I' 에 대하여 평균값에 의해 해상도를 다르게 하여 이차원 영상간의 거리를 측정하였다. 그러나, 제안된 GBD 알고리즘 방법에서는 평균값 대신에 중간값으로 대체하여 영상간의 거리를 측정하는 것이다. 제안된 GBD알고리즘 형태로 표현하기 위하여 영상 I 에서의 평균값을 q_i 라 하고 영상 I' 에서의 평균값 q'_i 라고 하면, 제안된 GBD 알고리즘에서는 평균값 q_i 대신에 중간값 m_{sf} 로 구하여 대체하고, 평균값 q'_i 대신에 중간값 m'_{sf} 으로 구하여 대체하면, 이 해상도의 블록의 중간 명암도 차이를 평균하면 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{1}{s} \sum_{s=1}^{s=2^{k-1}} \sum_{f=1}^{f=2^{k-1}} |m_{sf} - m'_{sf}| \quad (1)$$

여기서, s 는 이차원 영상에서의 해상도에 의한 집합이며, k 는 2^k 의 블록을 나눈 수이고, m_{sf} 와 m'_{sf} 는 영상 I 와 I' 의 분할된 중간값이다. 다음에, $1/2^k$ 의 인수를 곱하여 식 (2)와 같이 제안된 GBD 알고리즘의 형태로 표현할 수 있다.

$$y_k = \frac{1}{2^k} \cdot \frac{1}{s} \sum_{s=1}^{s=2^{k-1}} \sum_{f=1}^{f=2^{k-1}} |m_{sf} - m'_{sf}| \quad (2)$$

여기서, y_k 는 제안된 GBD 알고리즘에 의해 측정된 이차원 영상간의 거리이다.

식(2)로 부터 제안된 GBD 알고리즘 방법을 이용하여 이차원 영상간의 거리를 측정할 수 있다. 제안된 GBD 알고리즘 방법은 거리 측정 조건에 만족되며, 아울러 기존의 GBD 알고리즘에서의 영상간의 성질에 대해서도 측정 조건을 만족시키는 것을 알 수 있다.

4. 모의실험 및 결과

새롭게 제안된 GBD 알고리즘의 유용성을 알아보기 위해 이차원 영상간의 거리 측정을 기존의 GBD 알고리즘과 비교하여 어느 것이 더 상대적 식별이 용이한지를 모의실험을 통하여 측정한다.

영상간의 거리를 측정하여 상대적 식별을 판단하기 위해서 먼저, 주어진 원 영상의 해상도를 영상 크기에 의해 정해진 k 에 따라 영상간의 거리를 측정한다. 그리고, k 가 증가하게 되면 측정 거리가 감소하는지 알아본다. 다음에, 가장 큰 k 의 거리 측정값으로부터 가장 작은 거리 측정값을 우선 식별의 순서를 정하고, 가장 큰 거리 측정값을 마지막으로 식별의 순서를 정한다. 이렇게 하여 k 가 1이 될 때까지 식별의 순서를 정하여 앞서 측정한 k 의 거리 측정값과 식별의 순서를 비교하여 일치하면 식별이 가능하고, 그렇지 않으면 식별이 불가능하므로 상대적 식별을 판단할 수 있다.

(1) 기존의 GBD 알고리즘에 의한 거리 측정

그림 1(a)에서 그림 1(d)까지는 256×256 크기를 갖는 영상들이고, k 는 $2^k - 1 = 256$ 에서 9가 된다. 따라서, 가장 큰 k 는 9가 되며 가장 작은 k 는 1이 되므로 위에서 언급한 것처럼 k 에 따라 식별의 순서를 정하여 상대적 식별을 판단한다.

그림 2는 k 가 3일 때의 그레이 블록을 나타내었다. 그림 2(a)는 그림 1(a)의 그레이 블록이고, 그림 2(b)는 그림 1(b)의 그레이 블록이며, 그림 2(c)는 그림 1(c)의 그레이 블록이다. 그리고, 그림 2(d)는 그림 1(d)의 그레이 블록이다.



그림 2에서 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 네 개의 이차원 영상간의 거리 측정에 대한 모의실험 결과를 표 1에 나타내었다.

[표 1] 기존의 GBD 알고리즘을 이용한 네 개의 이차원 영상간의 거리 측정

k	측정 거리					
	그림 2(a)와 그림 2(b)	그림 2(a)와 그림 2(c)	그림 2(a)와 그림 2(d)	그림 2(b)와 그림 2(c)	그림 2(b)와 그림 2(d)	그림 2(c)와 그림 2(d)
1	8.0117×10^4	665,312	1.4366×10^6	6.1520×10^5	1,516,704	2.1319×10^6
2	1.1419×10^5	109,189	1.7957×10^5	1.4284×10^5	189,588	2.6649×10^5
3	1.5354×10^4	1.9022×10^4	2.2447×10^4	2.2751×10^4	2.3699×10^4	3.3637×10^4
4	2.1798×10^3	2.9266×10^3	2.9299×10^3	3.5189×10^3	3.0737×10^3	4.3943×10^3
5	301.7823	403.9565	382.5946	475.6586	403.1501	563.1031
6	40.8066	53.2703	49.1779	61.3145	51.9056	71.3608
7	5.4784	6.9753	6.2416	7.9890	6.6642	8.9091
8	0.7439	0.9184	0.7906	1.0402	0.8597	1.1326
9	0.1010	0.1230	0.1044	0.1390	0.1127	0.1431

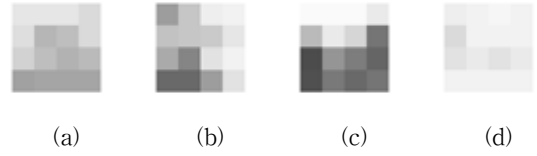
(k : 2^k 의 블록을 나눈 수)

표 1에서의 영상간의 측정 거리 결과, k 가 4에서 식별이 불가능하였다. 표 1에 대하여 구체적으로 고찰하기 위하여 그림 2(a), 그림 2(b), 그림 2(c), 그림 2(d)의 그레이 블록을 기준으로 하여 살펴보기로 한다.

표 1에서, 그림 2(a)를 기준으로 하였을 때는 k 가 4에서, 그림 2(b)를 기준으로 하였을 때는 k 가 3에서, 그림 2(c)를 기준으로 하였을 때는 k 가 1에서 상대적 식별이 불가능하였으며, 그림 2(d)를 기준으로 하였을 때는 k 에 관계없이 상대적 식별이 가능하였다.

	k	측정 거리		
		그림 2(b)	그림 2(c)	그림 2(d)
그림 2(a)를 기준으로 하였을 때	1	8.0117×10^4	695,312	1.4366×10^6
	2	1.1419×10^5	109,189	1.7957×10^5
	3	1.5354×10^4	1.9022×10^4	2.2447×10^4
	4	2.1798×10^3	2.9266×10^3	2.9299×10^3
	5	301.7823	403.9565	382.5946
	6	40.8066	53.2703	49.1779
	7	5.4784	6.9753	6.2416
	8	0.7439	0.9184	0.7906
	9	0.1010	0.1230	0.1044

	k	측정 거리		
		그림 2(a)	그림 2(c)	그림 2(d)
그림 2(b)를 기준으로 하였을 때	1	8.0117×10^4	6.1520×10^5	1,516,704
	2	1.1419×10^5	1.4284×10^5	189,588
	3	1.5354×10^4	2.2751×10^4	2.3699×10^4
	4	2.1798×10^3	3.5189×10^3	3.0737×10^3
	5	301.7823	475.6586	403.1501
	6	40.8066	61.3145	51.9056
	7	5.4784	7.9890	6.6642
	8	0.7439	1.0402	0.8597
	9	0.1010	0.1390	0.1127



▶▶ 그림 3. 그림 1에서의 그레이 블록 ($k=3$)

그림 3에서 제안된 GBD 알고리즘을 이용한 네 개의 이차원 영상간의 거리 측정에 대한 모의실험 결과를 표 2에 나타내었다.

[표 2] 제안된 GBD 알고리즘을 이용한 네 개의 이차원 영상간의 거리 측정

	k	측정 거리		
		그림 2(a)	그림 2(b)	그림 2(d)
그림 2(c)를 기준으로 하였을 때	1	695,312	6.1520×10^5	2.1319×10^6
	2	109,189	1.4284×10^5	2.6649×10^5
	3	1.9022×10^4	2.2751×10^4	3.3637×10^4
	4	2.9266×10^3	3.5189×10^3	4.3943×10^3
	5	403.9565	475.6586	563.1031
	6	53.2703	61.3145	71.3608
	7	6.9753	7.9890	8.9991
	8	0.9184	1.0402	1.1326
	9	0.1230	0.1390	0.1431

k	측정 거리					
	그림 3(a)와 그림 3(b)	그림 3(a)와 그림 3(c)	그림 3(a)와 그림 3(d)	그림 3(b)와 그림 3(c)	그림 3(b)와 그림 3(d)	그림 3(c)와 그림 3(d)
1	294,912	1,097,728	1,572,864	802,816	1,867,776	2,670,592
2	151,552	177,664	166,400	201,728	227,840	320,512
3	18,976	26,296	21,352	27,864	24,904	39,312
4	2.3723×10^3	3.4218×10^3	2.7043×10^3	4,087	3,089	4,410
5	323.2656	443.4297	365.8906	531.3203	396.9844	581.4609
6	43.5020	57.2681	47.8486	66.6606	52.4814	72.7310
7	5.6934	7.3178	6.1608	8.4194	6.6610	9.0852
8	0.7439	0.9184	0.7906	1.0402	0.8597	1.1326
9	0.1010	0.1230	0.1044	0.1390	0.1127	0.1431

(k : 2^k 의 블록을 나눈 수)

(k : 2^k 의 블록을 나눈 수)

(2) 제안된 GBD 알고리즘에 의한 거리 측정

새롭게 제안된 GBD 알고리즘의 유용성을 알아보기 위해 제안된 GBD 알고리즘이 기존의 GBD 알고리즘에 비하여 어느 정도 까지 상대적 식별을 용이하게 하는지 동일한 영상(그림 1)을 가지고 살펴보기로 한다.

그림 3은 k 가 3일 때의 그레이 블록을 나타내었다. 그림 3(a)는 그림 1(a)의 그레이 블록이고, 그림 3(b)는 그림 1(b)의 그레이 블록이며, 그림 3(c)는 그림 1(c)의 그레이 블록이다. 그리고, 그림 3(d)는 그림 1(d)의 그레이 블록이다.

표 2에서의 영상간의 측정 거리 결과, k 가 2에서 상대적 식별이 불가능하였으나 기존의 GBD 알고리즘($k=4$)에 비해서는 상대적 식별이 더 용이함을 확인할 수 있었다. 이는 원 영상들이 대비가 높기 때문이다. 여기서, 표 2에 대하여 구체적으로 고찰하기 위하여 그림 3(a), 그림 3(b), 그림 3(c), 그림 3(d)의 그레이 블록을 기준으로 하여 살펴보기로 한다.

	k	측정 거리		
		그림 2(a)	그림 2(b)	그림 2(c)
그림 2(b)를 기준으로 하였을 때	1	1.4366×10^6	1,516,704	2.1319×10^6
	2	1.7957×10^5	189,588	2.6649×10^5
	3	2.2447×10^4	2.3699×10^4	3.3637×10^4
	4	2.9299×10^3	3.0737×10^3	4.3943×10^3
	5	382.5946	403.1501	563.1031
	6	49.1779	51.9056	71.3608
	7	6.2416	6.6642	8.9991
	8	0.7906	0.8597	1.1326
	9	0.1044	0.1127	0.1431

	k	측정 거리		
		그림 3(b)	그림 3(c)	그림 3(d)
그림 3(a)를 기준으로 하였을 때	1	294,912	1,097,728	1,572,864
	2	151,552	177,664	166,400
	3	18,976	26,296	21,352
	4	2.3723×10^3	3.4218×10^3	2.7043×10^3
	5	323.2656	443.4297	365.8906
	6	43.5020	57.2681	47.8486
	7	5.6934	7.3178	6.1608
	8	0.7439	0.9184	0.7906
	9	0.1010	0.1230	0.1044

(k : 2^k 의 블록을 나눈 수)

	k	측정 거리		
		그림 3(a)	그림 3(c)	그림 3(d)
그림 3(b)를 기준으로 하였을 때	1	294,912	802,816	1,867,776
	2	151,552	201,728	227,840
	3	18,976	27,864	24,904
	4	2.3723×10^3	4,087	3,089
	5	323.2656	531.3203	396.9844
	6	43.5020	66.6606	52.4814
	7	5.6934	8.4194	6.6610
	8	0.7439	1.0402	0.8597
	9	0.1010	0.1390	0.1127

	k	측정 거리		
		그림 3(a)	그림 3(b)	그림 3(d)
그림 3(c)를 기준으로 하였을 때	1	1,097,728	802,816	2,670,592
	2	177,664	201,728	320,512
	3	26,296	27,864	39,312
	4	3.4218×10^3	4,087	4,410
	5	443.4297	531.3203	581.4609
	6	57.2681	66.6606	72.7310
	7	7.3178	8.4194	9.0852
	8	0.9184	1.0402	1.1326
	9	0.1230	0.1390	0.1431

(k : 2^k 의 블록을 나눈 수)

표 2에서, 그림 3(a)를 기준으로 하였을 때는 k 가 1에서, 그림 3(b)를 기준으로 하였을 때는 k 가 2에서, 그림 3(c)를 기준으로 하였을 때는 k 가 1에서, 그림 3(d)를 기준으로 하였을 때는 k 에 관계없이 상대적 식별이 가능하여 기존의 GBD 알고리즘에 비해서 상대적 식별이 더 용이함을 확인할 수 있었다.

	k	측정 거리		
		그림 3(a)	그림 3(b)	그림 3(c)
그림 3(d)를 기준으로 하였을 때	1	1,572,864	1,867,776	2,670,592
	2	166,400	227,840	320,512
	3	21,352	24,904	39,312
	4	2.7043×10^3	3,089	4,410
	5	365.8906	396.9844	581.4609
	6	47.8486	52.4814	72.7310
	7	6.1608	6.6610	9.0852
	8	0.7906	0.8597	1.1326
	9	0.1044	0.1127	0.1431

(k : 2^k 의 블록을 나눈 수)

따라서, 표 1과 표 2에서의 영상간의 측정 거리 결과, 제안된 GBD 알고리즘을 이용하면 기존의 GBD 알고리즘에 비해

서 상대적 식별이 더 용이함을 모의 실험을 통하여 확인하였다. 본 모의 실험에서 사용된 영상들은 비교적 명암도가 큰 영상들로 대비가 높아 명암도가 더욱 커져 기존의 GBD 알고리즘에 비하여 영상의 구분이 더 순차적으로 되어 상대적 식별을 용이하게 함을 확인 할 수가 있었다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 기존의 GBD알고리즘과 비교하여 이차원 영상간의 상대적 식별을 더 용이하게 하기 위한 개선된 GBD 알고리즘 방법을 제안하였다.

이 제시된 방법은 영상 전체 및 부분에 대한 정보를 측정된 방법으로, 기존의 GBD 알고리즘에서의 영상의 테두리 등 명암도가 날카롭게 변환하는 부분의 정보를 잃지 않게 개선 할 수 있음을 모의실험을 통하여 확인하였다.

모의실험 결과로부터 ICA에 의해 영상간의 거리를 측정할 경우 k 가 7에서 영상간의 식별이 불가능하였으나, 표 2의 개선된 GBD 알고리즘을 이용하여 영상간의 거리 측정 결과, 순차적인 값을 얻을 수 있어 k 에 관계없이 영상간의 상대적 식별이 가능하였다. 위에서 언급한 영상들은 비교적 명암도가 큰 영상들로 영상이 밝을수록 즉, 대조비가 높은 영상일수록 중간값에 의한 값보다 평균값에 의한 값이 더욱 커져 평균값에 의한 것보다 영상분류가 더 순차적으로 되어 평균값을 이용한 것에 비해 상대적 식별이 용이함을 알 수가 있었다.

향후 과제로는 상대적 식별을 더 용이하게 하기 위한 알고리즘에 대한 연구가 필요하며, 활용방안으로는 음성 인식, 원격 통신, 의학 신호 처리, 디지털 통신 등에 적용이 가능하고, 제안된 GBD 알고리즘 방법은 통신 분야에서 송·수신을 하기 위한 데이터 양의 선택에 있어 최적의 영상 정보의 전처리로서 필요한 만큼의 영상 정보의 압축에 응용될 수 있다.

■ 참고 문헌 ■

- [1] A. Rosenfeld and A. Kak(1982), "Digital Picture Processing", New York: Academic, 2nd ed.
- [2] A. Rosenfeld and A. Kak(1985), "Digital Picture Processing", New York: Springer-Verlag.
- [3] P. J. Besl and R. C. Jain(1985), "Three dimensional object recognition", ACM Comput., Surveys, Vol.17, No.1, pp.75-154.
- [4] R. T. Chin and C. R. Dyer(1986), "Model-based recognition in robot vision", ACM Comput., Surveys, Vol.18, No.1, pp.67-108.
- [5] W. E. L. Grimson, T. Lozano-perez and D. P. Huttenlocher(1990), "Object Recognition by Computer: The Role of Geometric Constraints", Cambridge, MA:

MIT Press.

- [6] Y. Fisher(1994), "Fractal Image Compression", Berlin, Germany: Springer-Verlag.
- [7] D. P. Huttenlocker, G. A. Klanderman and W. J. Rucklidge (1993), "Comparing images using the Hausdorff distance", IEEE Trans., Pattern Anal., Machine Intell., Vol.15, pp.850-863.
- [8] J. Hutchinson(1981), "Fractals and self-similarity", Indiana Univ.,J.Math., Vol.30, pp.713-747.
- [9] P. Juffs, E. Beggs, and F. Deravi(1998), "A Multiresolution Distance Measure for Images", IEEE signal processing letters, Vol.5, No.6, pp.138-140.
- [10] R. Gonzalez and R. Woods(1982), "Digital image processing", Addison Wesley Co.