

Hausdorff Distance와 이미지정합 알고리즘을 이용한 물체인식

김동기[†] · 이완재^{*} · 강이석^{**}
(2000년 9월 19일 접수, 2001년 3월 5일 심사완료)

Object Recognition Using Hausdorff Distance and Image Matching Algorithm

Dong-Gi Kim, Wan-Jae Lee and E-Sok Kang

Key Words: Line Labeling(라인라벨링), Multi Label(다중라벨), Feature Point(특징점), Matching Point(정합점)

Abstract

The pixel information of the object was obtained sequentially and pixels were clustered to a label by the line labeling method. Feature points were determined by finding the slope for edge pixels after selecting the fixed number of edge pixels. The slope was estimated by the least square method to reduce the detection error. Once a matching point was determined by comparing the feature information of the object and the pattern, the parameters for translation, scaling and rotation were obtained by selecting the longer line of the two which passed through the matching point from left and right sides. Finally, a modified Hausdorff Distance has been used to identify the similarity between the object and the given pattern. The multi-label method was developed for recognizing the patterns with more than one label, which performs the modified Hausdorff Distance twice. Experiments have been performed to verify the performance of the proposed algorithm and method for simple target image, complex target image, simple pattern, and complex pattern as well as the partially hidden object. It was proved via experiments that the proposed image matching algorithm for recognizing the object had a good performance of matching.

1. 서론

최근 로봇은 가공, 운반, 용접, 조립, 포장, 검사 등의 공장자동화 부분에 널리 사용되어 제품 생산의 원가절감, 품질, 생산성 및 정밀도 향상을 위해 적용되고 있으며, 인간작업자의 필요성을 최소화하거나 유해한 작업환경에서의 무인자동화를 통하여 총체적인 생산성 향상 효과를 이루어 내는데 많은 기여를 하고 있다. 이러한 공장자동

화나 무인화를 실현하기 위해서는 대상물체의 깊이나 방향의 불연속성에 관하여 신뢰성을 확보할 수 있는 3차원 물체인식 기법이 필수적이다.^(1,2) 더욱이, 최근 제조 공정에서는 인력에 의존해야만 하는 제품의 분별이나 최종 목시검사 등의 자동화와 동시에, 고속으로 이송되는 제품의 상태를 정확히 판정하기 위한 비접촉식 측정기술인 화상처리 시스템을 적용하는 연구를 진행하고 있다.^(3~5) 이러한 일련의 작업들을 위해서는 원하는 패턴에 따른 물체인식 및 이미지정합 작업이 필요하며, 이미지정합은 컴퓨터 비전, 영상해석, 패턴인식에 관한 중요한 요소로서 다양한 적용방법이 제안되고 있다.^(6,7)

패턴인식에 관한 연구로서, Shepherd 등은 이동, 회전등의 국부적인 특징에 기초한 연구를 수행한바 있으며,⁽⁸⁾ Spirkovska와 Reid 등은 패턴인

[†] 책임저자, 회원, 충남대학교 대학원 기계설계공학과
E-mail : dgk@cnu.ac.kr

TEL : (042)821-6641 FAX : (042)822-7366

^{*} 충남대학교 대학원 기계설계공학과

^{**} 회원, 충남대학교 기계설계공학과

식을 목적으로 고차원의 신경망을 이용한 기법을 소개하였다.⁽⁹⁾ 배경이나 외부요인에 의해 대상물체가 일부 가려진 경우, 또는 계산시간 단축 등의 효과를 얻기 위하여 Huttenlocher 등은 하우스도르프 척도(Hausdorff Distance, HD)를 적용하고 이를 응용하는 연구를 수행하였다.⁽¹⁰⁾ 또한 심동규 등은 기존의 HD 척도에 비해 강건한 HD를 제안하고 2차원 평면에서의 대상물체와 실제환경에서 대상물체를 인식하는 연구를 보였다.⁽¹¹⁾

본 논문에서는 계산시간의 효율성과 정확한 인식을 위해서 개선된 하우스도르프 척도(Modified Hausdorff Distance)를 적용한다. 패턴과 대상물체에 관한 구체적인 정보는 라인라벨링(line labeling) 기법과 특징추출 알고리즘(feature extraction algorithm)을 통해 획득하고 특징점(feature point)을 이용한 이미지정합 알고리즘(image matching algorithm)을 제안한다.

2. 이미지정합

2.1 경계선 추출

경계선은 물체의 윤곽점을 구하는 과정 또는 기타 구획방법에 의해 얻어지는 경계선으로 직선 또는 곡선의 특별한 함수의 식으로 표현할 수 있다. 본 연구에서는 경계선 검출 연산자로서 Canny 에지(edge) 연산자를 사용하였다.⁽⁶⁾

Canny는 백색잡음(white noise)이 섞인 에지에 대해 최적의 윤곽선 검출에 대한 새로운 접근법을 제안하였다. 식 (1)에서 G 가 2차원 가우시안이라고 가정하고 n 방향에서 G 의 1차 미분인 G_n 연산자를 가진 영상을 포함한다고 가정하자.

$$G(x, y) = e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

$$G_n = \frac{\partial G}{\partial n} = n \cdot \nabla G \quad (2)$$

방향 n 은 경계선에 수직하며, 방향이 미리 알려져 있지 않은 경우 방향에 기초한다. 여기서 σ 는 가우시안 표준편차이다. 만약, f 가 영상이면 경계선에 대해 수직인 n 은 식 (3)과 같다.

$$n = \frac{\nabla(G * f)}{|\nabla(G * f)|} \quad (3)$$

G_n 연산자에 의해 처리된 영상 f 의 국부최대치(local maximum)에서 모서리 위치는 n 방향이다.

$$\frac{\partial}{\partial n} G_n * f = 0 \quad (4)$$

식 (2)의 G_n 을 식 (4)에 대입하면 식 (5)를 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial^2}{\partial n^2} G * f = 0 \quad (5)$$

식 (5)는 모서리에 대해 수직인 방향에서의 국부 최대치를 찾는 방법을 표현하며, 최대치 이탈의 방지를 위해서 사용된다. 식 (5)는 컨볼루션(convolution)과 미분이 조합된 연산이기 때문에 첫 번째로 대칭적인 가우시안 G 를 가진 영상 f 를 만들 수 있고, 그때 식 (3)에 의해 계산된 방향 n 의 값을 이용한 2차 미분을 계산할 수 있다. 경계선의 강도는 식 (6)과 같이 계산된다.

$$|G_n * f| = |\nabla(G * f)| \quad (6)$$

잡음에 의해 발생한 경계선의 응답이 임계값보다 높으면 픽셀들은 검출자의 명확한 경계선을 나타낸다. 개개의 약한 응답은 일반적으로 잡음과 일치하나 이 점들이 강한 응답을 가진 픽셀들과 연결이 된다면 그들은 영상에서 실제 경계선으로 간주될 수 있다. 따라서, 그렇게 연결된 픽셀들이 낮은 임계값 이상이면 경계선 픽셀이라고 간주한다. 이와 같은 이중 임계값은 신호 대 잡음비에 의해서 결정된다.

연산자를 위한 정확한 척도는 영상에 포함된 물체에 의존한다. Canny 검출자를 위한 다른 척도는 가우시안의 표준 편차 σ 에 의해 나타난다. 이 경우 가장 작은 크기를 가진 연산자가 선택되고, 선택된 연산자는 경계선의 가장 중요한 위치 정보를 제공한다. Canny는 특징 통합접근을 제안하였다. 가장 작은 크기를 가진 연산자로부터의 모든 중요한 경계선은 첫째라고 표시하고 조금

더 큰 σ 를 가진 연산자의 경계선은 함께 합성된다. 그때의 조합된 모서리응답은 더 큰 σ 에 대한 실제응답과 비교된다. 추가 경계선은 통합출력으로부터의 예측된 것 보다 강건할 때에만 표시된다. 이 절차는 스케일의 결과에 의해 반복되고 누적된 에지 맵은 작은 크기에서 구별되지 않는 경계선을 추가함으로써 형성된다.

2.2 라인라벨링

이진화된 화상에서 연결된 도형별로 구분하여 서로 다른 번호나 기호를 붙이면 여러가지 목적으로 이용할 수 있다. 연결된 도형의 개수를 세거나 구분된 도형의 면적을 구할 수 있다. 이것을 라벨링(labeling)이라 한다. 이미지 라벨링의 목적은 적당한 이미지 해석을 달성하기 위해 각 물체의 라벨을 할당하고 구별하는 것이다.

본 논문에서는 복잡한 이미지를 단순화시키기 위하여 라인라벨링 기법을 사용하였다. 물체의 경계선을 추적하는 기법 중 내부경계추적(inner boundary tracing) 기법을 사용하여 이미지 라벨링을 시도하였다. 따라서 연결된 윤곽 픽셀은 하나의 군집이 되어 다른 윤곽 픽셀과 구분된다. 이러한 방법으로 경계선을 군집화하여 이미지정합을 수행하고 이미지 해석이 어려운 5개 이하의 픽셀로 이루어진 라벨은 제거함으로써 잡음제거의 효과를 얻음과 동시에 잡음에 대한 강건성을 부여한다. 특히, 라인라벨링 기법을 사용함으로써 기존의 정합기법으로 하우스도르프 척도(Hausdorff Distance)를 적용할 때 생기는 많은 계산량과 긴 처리시간을 현저히 감소시키는 장점을 얻을 수 있다. Fig. 1은 본 논문에서 사용된 라인라벨링을 위한 픽셀의 위치설정 및 검색방향이다. 윤곽 픽셀의 검색은 시계 반대방향으로 3×3의 영역에서 윤곽 픽셀의 존재여부를 검색하기 위하여 중심 $C(i, j)$ 를 기준으로 6가지의 경우를 고려하였다. 시계 반대방향으로 검색을 하면서 최종 윤곽 픽셀로 판단된 곳을 다시 시작점으로 6가지의 경우를 고려해 검색을 반복한다. 세 개의 픽셀을 검색하여 두 개 이상의 픽셀이 검출되는 경우, 중심 위치가 이동하거나 고정되는 조건은 다음과 같다.

- 중심점이 이동하는 경우
 $C(i, j \mp 1)$ (7)

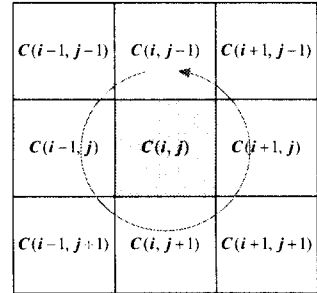


Fig. 1 The searching method of image pixels for the line labeling

$$C(i \mp 1, j) \tag{8}$$

$$C(i, j \mp 1) \ \& \ C(i \mp 1, j \mp 1) \tag{9}$$

$$C(i \mp 1, j) \ \& \ C(i \mp 1, j \pm 1) \tag{10}$$

픽셀이 식 (7)과 같이 존재하는 경우는 중심점이 $C(i \mp 1, j \mp 1)$ 로 식 (8)과 같이 존재할 경우는 $C(i \mp 1, j \pm 1)$ 로 이동한다. 또한 두 개의 픽셀이 식 (9)와 같이 존재하는 경우는 중심점이 $C(i \mp 1, j)$ 로 식 (10)과 같이 존재 할 경우는 $C(i, j \pm 1)$ 로 이동한다.

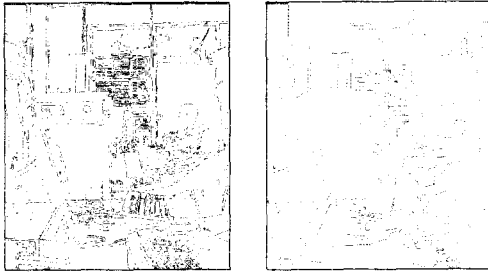
- 중심점이 고정되는 경우
 $C(i, j \mp 1) \ \& \ C(i \mp 1, j)$ (11)
 $C(i \mp 1, j) \ \& \ C(i, j \pm 1)$ (12)

식 (11)과 식 (12)의 경우는 중심점이 고정된 위치에서 탐색을 계속하며, 식 (7)에서 식 (12)의 과정을 같은 절차로 반복 검색한다.

Fig. 2는 본 논문에서 제안한 라인라벨링 알고리즘을 적용한 일반적인 환경의 이미지로서 처리된 영상은 원영상보다 단순화된다. 이는 일정 픽셀 수로 이루어진 라벨을 제거함으로써 각 라인의 명암차이에 의한 구별이 두드러짐을 보인다.

2.3 특징점 추출

본 연구에서는 물체의 형태가 중요한 요소로서 작용하기 때문에 물체의 윤곽픽셀을 특징점(feature point)으로 선정하는 요소로 사용하였다. 또한 이미지 처리시간 및 고려해야 할 많은 문제를 최소화하기 위하여 윤곽 픽셀 모두를 사용하



(a) Target image (b) Processed image

Fig. 2 An example of the line labeling method

지 않고 연속적인 윤곽 픽셀 정보를 사용하였다. 영상 이미지에서 물체의 모양은 각각의 픽셀에 대한 접선의 기울기 조합으로 이루어진 점을 고려하여, 본 연구에서는 일정 픽셀 수에 대한 기울기 변화가 심한 픽셀을 특징점으로 선정하였다.

일정 픽셀 수에 대한 기울기 값은 최소자승법을 사용하여 잡음에 의해 발생할 수 있는 오차를 가능한 줄였다. Fig. 3은 기울기 변화가 다른 두 가지 경우의 특징점 추출기법에 관한 예를 보인다. 윤곽픽셀의 특징점은 (b)와 같이 일정각 이상의 θ 를 가질 경우에 특징점으로 선정된다. Fig. 4는 대상 물체를 π 만큼 회전한 후에 특징점을 추출한 예를 보여주고 있다. 윤곽픽셀의 특징점 선정과 함께 각 특징점으로 이루어진 다각형의 좌우길이와 내각을 Fig. 5와 같이 사용하여 이미 지정함을 시도하였다.

특징점 정합은 특징점 추출기법과 특징점의 좌우길이, 다각형의 내각을 이용하여 시도하였다. Fig. 6은 라벨링 된 대상물체의 특징점에 대한 내각과 좌우 길이를 이용한 특징점 정합 알고리즘을 도식적으로 보여준다. 우선 대상물체의 각 특징점에 대한 내각과 패턴의 각 특징점에 대한 내각을 비교 검사하고 두 각의 차가 가장 적은 것을 우선적인 정합점으로 간주하였다. 다음은 적합한 정합점을 판단하기 위해서 특징점을 바탕으로 패턴과 대상물체의 좌우길이에 대한 비, r 을 이용하였다.

$$r = \frac{\text{pattern left length}}{\text{pattern right length}} \cdot \frac{\text{object right length}}{\text{object left length}} \quad (13)$$

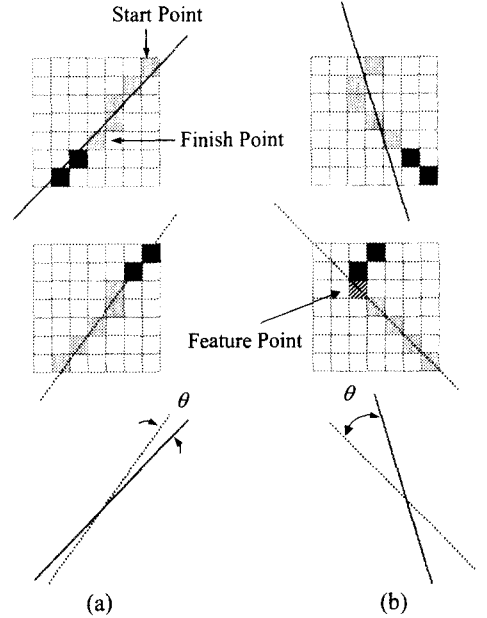


Fig. 3 The feature point extraction algorithm

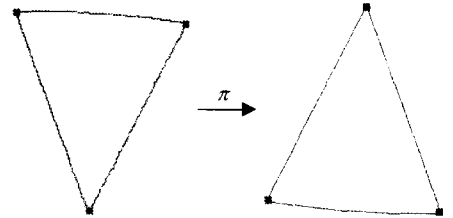


Fig. 4 An example of the feature point extraction

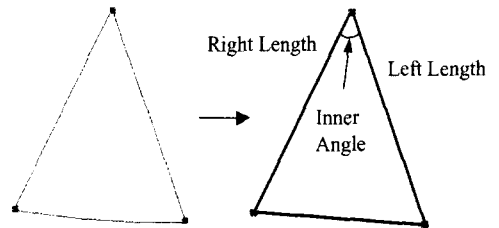


Fig. 5 Parameters of the feature point extraction

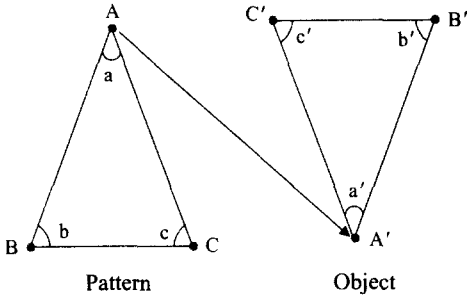


Fig. 6 The feature point matching algorithm

식 (13)에서와 같이 r 이 1에 가장 가까운 특징점을 정합점으로 최종 선택하였다. 이와같은 방법으로 정합점을 정한 후 크기, 위치 및 회전 변환에 적용되는 값들은 좌우길이 중 긴 쪽을 선정하여 구하였다. 이것은 실제 영상에서 발생될 수 있는 가려진 물체를 고려하였기 때문이다. 따라서, 크기나 회전 변환에 사용되는 파라미터는 모두 정합점의 좌우길이 중 길이가 긴 쪽을 이용하여 구하였다.

2.4 이미지정합 알고리즘

이미지 처리 시간을 줄이기 위해서 대상 이미지의 전 영역을 검사하지 않고 위에서 언급된 라인라벨링 기법을 통해 얻은 윤곽 픽셀의 집합을 이용하여 이미지정합을 시도하였다. 획득된 특징점의 정합을 기준으로 하여 크기, 위치 및 회전에 대한 파라미터를 구하였으며, 파라미터의 값들을 이용하여 이미지정합을 수행하였다. 두 개의 벡터 x, y 사이의 거리에서 가장 좋은 측정치는 유클리디안 거리로 알려져 있다. 이것은 민코우스키(Minkowski) 측정치로 일반화 할 수 있으며, 식 (14)와 같이 표현된다.

$$l = \sqrt{\sum_i (x_i - y_i)^n} \tag{14}$$

여기서 n 이 1이면 맨하탄(Manhattan) 거리라 하고 n 이 2이면 유클리디안 거리라 한다.

본 연구에서는 인식대상물체가 다른 물체에 의해 가려지거나 영상의 훼손으로 인해 잘못된 오류를 범할 수 있는 문제를 최소화하기 위해서 확

대율(scale factor)을 적용하였다. 확대율은 정합점의 좌우길이 중 긴 쪽을 선정하여 구하였고 x, y 방향의 확대율은 같은 크기라고 가정하였다. 확대율 s 는 식 (15)과 같이 구할 수 있다.

$$s = \frac{\text{object left(right) length}}{\text{pattern left(right) length}} \tag{15}$$

임의의 점 (x, y) 가 확대, 축소되어 (X, Y) 로 위치가 변하면 두 좌표 사이에는 $X = sx, Y = sy$ 관계가 성립한다. 여기서 s 가 1보다 큰 값을 가지는 경우는 영상 데이터가 확대되고 1보다 작을 때에는 축소된다. 다음은 정합점에 해당하는 패턴과 대상물체의 특징점을 일치시켜 식 (16), (17)과 같이 대상물체의 크기변환을 고려한 이동량을 측정한다.

$$x_0 = X_0 - X_p \cdot s \tag{16}$$

$$y_0 = Y_0 - Y_p \cdot s \tag{17}$$

여기서 x_0, y_0 는 각각 x, y 방향의 이동량을 나타낸다. X_0, Y_0 는 정합점에 대한 대상물체의 특징점이며, X_p, Y_p 는 정합점에 대한 패턴의 특징점이다. 위치 변환식은 다음과 같다.

$$X = x + x_0 \tag{18}$$

$$Y = y + y_0 \tag{19}$$

여기서 X, Y 는 출력 영상 픽셀의 좌표를 나타내고 x, y 는 입력 영상 픽셀의 좌표를 나타낸다. 이에 관한 역변환은 식 (20), (21)과 같다.

$$x = X - x_0 \tag{20}$$

$$y = Y - y_0 \tag{21}$$

회전량은 정합점의 좌우길이 중 긴 쪽을 선정하여 정합점과 끝점간의 기울기를 이용하여 측정하였다. 회전한 양을 측정하기 위해서, 우선 정합점을 원점으로 좌표변환하고 패턴과 대상물체의

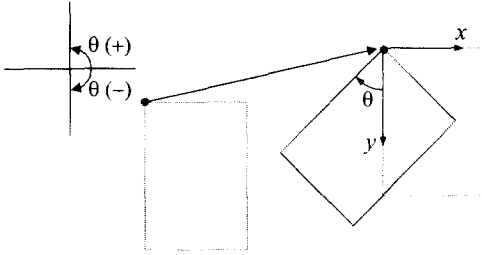


Fig. 7 The rotation measurement method

특징점을 정합점에 일치시킨 후, 정합점과 각 끝점간의 기울기를 측정하여 회전된 양을 구하였다. 그림으로 표현하면 Fig. 7과 같다.

본 논문에서 사용한 회전각은 $0^\circ \sim \pm 180^\circ$ 를 사용하였다. 입력 영상의 회전 변환은 회전 행렬을 이용하였으며, 행렬식은 식 (22)와 같이 표현된다.

$$\begin{bmatrix} T_x \\ T_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix} \quad (22)$$

여기서 p_x, p_y 는 패턴 픽셀의 x, y 좌표를 나타내고 T_x, T_y 는 이동변환 된 대상물체의 픽셀 x, y 좌표를 나타낸다. θ 는 회전각을 가리키며, θ 는 식 (23)으로 구할 수 있다.

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{p_x T_x + p_y T_y}{p_x^2 + p_y^2} \right) \quad (23)$$

식 (23)을 이용하여 회전각을 구하게 되면 $0^\circ \sim +180^\circ$ 의 값이 산출된다. 그리고 회전한 방향은 정합점을 기준으로 각 끝점의 위치를 고려하여 결정하였다.

2.5 하우스도르프 척도(Hausdorff Distance)⁽¹⁰⁾

본 연구에서는 이미지정합에 많이 적용되는 HD를 이용하여 본 논문에서 제안한 이미지정합 알고리즘과 함께 이미지정합을 수행하였다. HD는 대상물체 모델과 비교 영상의 에지점 집합들 사이의 거리 값을 계산하여 유사도 차이를 결정하는 척도를 나타내는 것이며, 일반적인 방법으

로는 최대최소(max-min) 거리를 사용하는 방법으로 실제 영상의 정합에 있어 잡음에 대단히 민감한 성능을 나타낸다.

에지점의 개수가 각각 N_A 와 N_B 인 점 집합 $A = \{a_1, \dots, a_{N_A}\}$ 와 $B = \{b_1, \dots, b_{N_B}\}$ 사이의 거리 값을 계산하는 기존의 HD 척도는 식 (24)와 같다.

$$H(A, B) = \max \{h(A, B), h(B, A)\} \quad (24)$$

여기서 $h(A, B)$ 와 $h(B, A)$ 는 점 집합 A 와 B 사이의 Directed HD(DHD)를 나타내며, 식 (25), 식 (26)과 같이 표현된다.

$$h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (25)$$

$$h(B, A) = \max_{b \in B} \min_{a \in A} \|b - a\| \quad (26)$$

여기서 $h(A, B)$ 는 한 점 a 로부터 점 집합 B 의 점들에 대한 거리를 나타내고 $h(B, A)$ 는 한 점 b 로부터 점 집합 A 의 점들에 대한 거리를 나타내며, $\|\cdot\|$ 는 유클리디안놈(Euclidean norm)을 나타낸다. 이것은 집합 A 또는 B 의 어떤 한 점으로부터 집합 B 또는 A 의 어떤 점까지의 최대 거리를 산출한다. 이러한 인식의 배경에서 HD는 대상물체 모델과 영상 사이의 일치 정도의 정도를 결정하기 위해 사용된다. 만약, A 가 대상물체 모델 픽셀들의 집합이고 B 가 영상 에지 픽셀들의 집합이면 유도된 HD 측정은 가장 일치하지 않는 대상물체의 픽셀간 거리를 결정하게 된다. 그러나, 이러한 최대최소 방법은 잡음이나 겹침 등의 영상 훼손에 민감하기 때문에 물체 정합을 위한 개선된 HD 척도들이 제안되었다.

이진 영상내의 물체정합을 위하여 물체의 부분적인 유사도만을 고려한 부분(Partial) HD(PHD) 척도를 사용한 방법은 계수최소(rank-min) 거리를 사용하는 방법으로 부분적으로 훼손된 물체의 정합시 좋은 성능을 나타낸다. 하지만 파라미터에 의해 정합 성능이 크게 좌우되는 단점이 있다. PHD 척도는 식 (27)과 같다.

$$h_K(A, B) = K \min_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (27)$$

여기서 $K \min_{a \in A}$ 는 순차적으로 정렬된 값의 집합들 중에서 K 번째에 해당하는 값을 나타낸다. PHD 척도에서 물체의 훼손된 정도에 따른 물체의 유사도 판단을 위하여 파라미터 α 를 정의하였고 α 는 0부터 1 사이의 값을 가지며, 관계식은 식 (28)과 같다.

$$K = \alpha N_A \quad (28)$$

검열(Censored)HD(CHD)는 물체정합의 또 다른 방법으로서 계수계수(rank-rank) 거리를 이용하는 척도로 정합시 잡음에 비교적 덜 민감한 특성을 가진다. 하지만 1개의 파라미터를 갖는 PHD에 비해 파라미터 개수가 2개를 사용하기 때문에 정합시 많은 계산시간이 소요되는 단점을 지니고 있다. CHD는 식 (29)와 같이 표현된다.

$$h_{CHD}(A, B) = K \min_{a \in A} L \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (29)$$

여기서 $K \min_{a \in A}$ 는 K 번째에 해당하는 순차적인 나열 값을 나타내며, $L \min_{b \in B}$ 은 유클리디안 거리 값 $\|a - b\|$ 의 L 번째의 값을 나타낸다. 영상의 훼손 정도에 따른 유사도 판단을 위해 파라미터 β , γ 를 정의하였는데 β 와 γ 는 0부터 1 사이의 값을 가지며, 관계식은 다음과 같다.

$$K = \beta N_A \quad (30)$$

$$L = \gamma N_B \quad (31)$$

물체정합의 또 다른 방법으로는 개선된 (Modified) HD(MHD)가 있다. MHD는 물체의 유사도 측정에 있어서 평균최소(average-min) 거리를 사용하기 때문에 파라미터가 없어서 계산시간을 절약할 수 있다는 장점이 있다. MHD는 식 (32), (33)과 같이 표현된다.

$$h_{MHD}(A, B) = \frac{1}{N_A} \sum_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\| \quad (32)$$

$$H(A, B) = \max\{h(A, B), h(B, A)\} \quad (33)$$

CHD를 제외한 PHD나 MHD는 HD 값을 구하기 위해서 거리변환지도(Distance Transform(DT map))에서 에지 연산자에 의해 얻어진 모델 영상과 비교 영상의 한 점으로부터 점 집합에 대한 최소 거리를 계산해야 하는 과정이 필요하다.

본 연구의 특징은 기존의 HD 정합 방법에서 사용한 DT map을 사용하지 않고 앞장의 라인라벨링에서 획득한 윤곽픽셀 정보를 이용한다는 것이다. 이러한 방법은 정합에 필요한 영역을 최소화하여 계산량을 크게 감소시키는 효과가 있다. 불필요한 영역을 제거하고 정합 오류를 방지하기 위해서 HD를 두 번 실행한다. 첫 번째 실행은 패턴 이미지에서 선정된 라벨과 대상이미지에서 생성된 라벨과의 일치정도를 파악하기 위해서이다. 여기서는 HD 값들 중 가장 작은 값으로부터 설정치 이하의 라벨을 다시 선정한다. 두 번째 실행은 대상이미지 영역과 패턴 이미지 영역의 일치정도를 파악한다. 이러한 두 번의 HD 실행 과정은 전체 라벨을 대상으로 하지 않음으로써 이미지 처리시간을 단축시키고 패턴과 유사한 이미지가 패턴모양과 정확히 일치하는가를 확인하기 위해서이다. 하나의 라벨을 사용했던 것보다는 다소 시간이 걸리지만 기존의 정합 방법과는 달리 전 영역을 대상으로 하는 것이 아니기 때문에 다중라벨을 사용하더라도 이미지 처리시간은 충분히 단축되는 효과를 얻을 수 있다.

3. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 이미지정합 기법을 이용하여 대상물체 인식실험을 하였다. 우선 CCD 카메라로부터 영상을 획득하고 Canny 에지 연산자를 이용하여 에지 맵을 구성하였다. 처리된 영상을 다시 이진영상으로 변환한 후, 고립 점 제거의 방법으로 부분적 잡음제거를 수행하였다. 다음은 이미지의 훼손과 특징 추출이 용이한 라벨을 선정해야만 하는데 본 논문에서는 패턴의 복잡성을 고려한 라인라벨링 기법을 사용하여 라벨을 선정하고 윤곽 픽셀들의 정보로부터 특징점을 추출하였다. 이때 사전에 주어진 패턴에 대한 특징 정보와의 비교를 통해 패턴 인식을 수행하고 개선된 HD를 적용하였다.

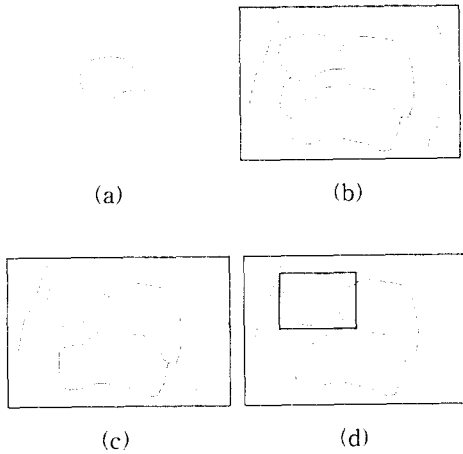


Fig. 8 An Experiment of the image matching

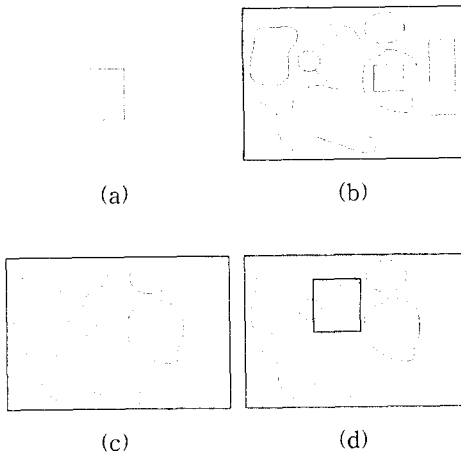


Fig. 9 An Experiment of the image matching

Fig. 8은 이미지정합시 행해지는 단계별 결과를 보여준다. 여기서 (a)는 불규칙한 형상의 패턴이며, (b)는 대상 이미지를 보여준다. (c)는 라인라벨링 기법을 통해 얻은 결과이며, (d)는 MHD를 적용한 결과를 보여준다.

Fig. 9는 크기 및 회전변화가 있고 일부분이 가려진 물체에 대한 이미지정합 결과를 보여준다. 정합에 관한 오류를 범하는지 알아보기 위하여 패턴과 유사한 사각형을 포함시켜 정합을 시

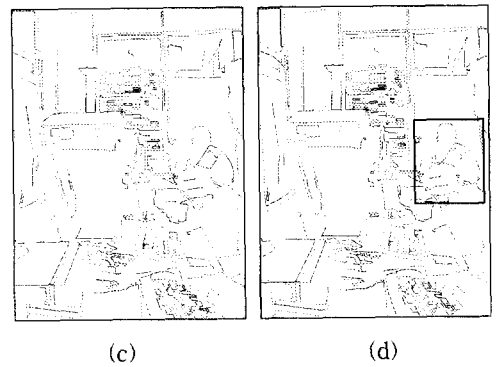
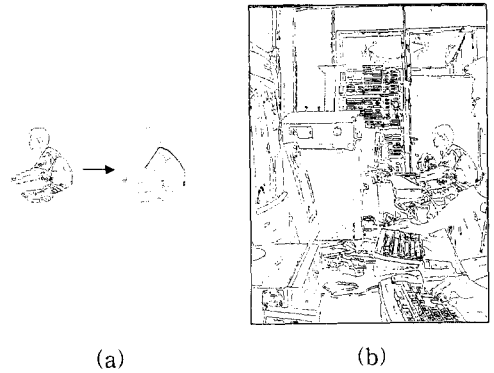


Fig. 10 An Experiment of the image matching

도하였다. (a)는 사각형 모양의 패턴이며, (b)는 유사한 사각형이 포함된 대상 이미지를 보여준다. (c)는 라인라벨링 결과를 나타내고 (d)는 이미지정합 수행 결과를 보여준다. 이러한 경우는 대상 이미지가 25% 정도 가려진 경우로서 대상 물체가 일부 훼손된 경우로 가정할 수 있으며, 인식에 관한 오류를 범하지 않고 패턴과 동일한 형상을 효과적으로 검출함을 보여주고 있다.

Fig. 10은 본 논문에서 제안한 다중라벨 기법에 의한 이미지정합 결과를 보여준다. (a)는 하나의 라벨로 이루어지지 않고 여러개의 라벨로 이루어진 패턴을 나타내며, 다른 명암을 가진 윤곽 픽셀들은 주요 라벨을 가리킨다. (b)는 대상 이미지를 보여주고 (c)는 대상 이미지가 라벨링되어 복잡한 이미지가 단순화 된 이미지를 보여준다. (d)는 정합 결과를 보여주고 있으며, 주요 라벨로부터 사람의 전체 모습에 대해 개선된 HD를 적용하여, 여러개의 라벨로 이루어진 패턴과 동일한

이미지를 검출하였다. 실험에 적용한 영상데이터 처리 장치는 펜티엄 300MHz 퍼스널 컴퓨터이며, 시간소요가 가장 많이 예상되는 여러개의 라벨로 이루어진 패턴에 대해서 패턴영상의 크기 또는 복잡성에 의해 미소한 인식시간 차이는 발생하지만 패턴과 동일한 물체를 인식하는데는 1000ms 내외의 시간이 소요되었다.

4. 결론

본 논문에서는 제안된 라인라벨링 기법과 특징점 추출 및 특징점 정합 기법을 적용하고 HD를 이용한 이미지정합에 관한 연구를 수행하여, 단순한 이미지로부터 복잡한 이미지에서의 이미지 정합과정과 규칙적인 형상으로부터 불규칙한 형상에 이르는 이미지정합을 시도하여 효과적으로 대상물체를 인식하는 결과를 얻었다.

복잡한 이미지는 라인라벨링 기법을 통하여 단순화된 이미지로 변환하였으며, 다중라벨링 기법을 적용함으로써 이미지 처리시간을 크게 단축시키는 결과를 얻었다. 이러한 이유는 배경이 포함된 전체 영상에서 윤곽 픽셀만을 픽셀정보로 활용하여 이미지 처리에 불필요한 공간을 효과적으로 제거할 수 있었기 때문으로 판단된다. 또한 고립점을 고려하여 5개 이하의 픽셀로 이루어진 라벨을 제거함으로써 잡음제거 효과와 동시에 잡음에 의해 발생할 수 있는 오류를 방지할 수 있었고, 윤곽 픽셀의 기술품을 이용하여 다양하게 변환된 패턴에 대해 회전변환, 크기변환, 이동변환된 대상물체를 정확하게 인식할 수 있었다.

대상물체 일부가 가려져 사각형 모양의 특징점이 25%정도 소실된 영상에 대한 인식실험과 여러개의 라벨로 이루어진 복잡한 패턴을 성공적으로 찾아내는 인식실험을 통하여 본 연구에서 제안한 알고리즘이 효과적임을 입증하였다.

참고문헌

(1) 표창률, 김영진, 1997, "화상처리법을 이용한 A533B강의 진전균열특이장 평가," 대한기계학회 논문집(A), 제21권, 제1호, pp. 124~142.
 (2) Stein, Fridtjof and Medioni, Gérard, 1992, "Structural Indexing : Efficient 3-D Object

Recognition," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 125~145.
 (3) 장경영, 김병엽, 한창수, 박종현, 감도경, 1997, "머신비전을 이용한 SMD VR의 중심위치와 홈방향 정밀측정," 대한기계학회 논문집(A), 제21권, 제8호, pp. 1339~1347.
 (4) 차주현, 1997, "형상특징인식을 이용한 설계자료의 자동탐색," 대한기계학회 논문집(A), 제21권, 제4호, pp. 634~645.
 (5) 남궁인, 1997, "장애물의 기하투영에 의한 일차매개곡선을 이용한 충돌회피 경로계획," 대한기계학회 논문집(A), 제21권, 제12호, pp. 1992~2007.
 (6) Canny, J. F., 1986, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, No. 6, pp. 679~698.
 (7) Zisserman, Andrew, Forsyth, David, Mundy Joseph, Rothwell, Charlie, Liu, Jane and Pillow, Nic., 1995, "3-D Object Recognition Using Invariance," *AI Journal*, Vol. 78, pp. 239~288.
 (8) Shepherd, Tomas. S., Uttal, William, Dayanand, Sriram and Lovell, Robb, 1992, "A Method for Shift, Rotation, and Scale Invariant Pattern Recognition Using the Form and Arrangement of Pattern Specific Feature," *Pattern Recognition*, Vol. 25, No. 4, pp. 343~355.
 (9) Spirkovska, Lilly and Reid, Max, B., 1992, "Robust Position, Scale, and Rotation Invariant Object Recognition Using Higher-order Neural Networks," *Pattern Recognition*, Vol. 25, No. 9, pp. 975~985.
 (10) Huttenlocher, Daniel, P., Klanderman, Gregory, A. and Rucklidge, William, J., 1993, "Comparing Images Using the Hausdorff Distance," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-15, No. 9, pp. 850~863.
 (11) Sim, D. G., Kwon, O. K. and Park, R. H., 1999, "Object Matching Algorithm Using Robust Hausdorff Distance Measures," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 8, No. 3, pp. 425~429.