

서브픽셀 에지를 이용한 정밀한 에지기반 정합

An Accurate Edge-Based Matching Using Subpixel Edges

조 태 훈*
(Tai-Hoon Cho)

Abstract : In this paper, a 2-dimensional accurate edge-based matching algorithm using subpixel edges is proposed that combines the Generalized Hough Transform(GHT) and the Chamfer matching to complement the weakness of either method. First, the GHT is used to find the approximate object positions and orientations, and then these positions and orientations are used as starting parameter values to find more accurate position and orientation using the Chamfer matching with distance interpolation. Finally, matching accuracy is further refined by using a subpixel algorithm. Testing results demonstrate that greater matching accuracy is achieved using subpixel edges rather than edge pixels.

Keywords : subpixel edge, generalized Hough transform, chamfer matching, geometric matching

I. 서론

물체정합(object matching)은 컴퓨터 비전과 영상 해석에서 매우 중요한 문제이다. 이것은 어떤 물체를 포함하는 영상에서 이 물체의 모델(model)을 정렬시켜야 하는 산업적 응용에서는 특히 유용하다. 이 물체정합에서 얻는 변환 혹은 자세(pose)는 pick and place 동작에서 자동 자세 보정을 비롯한 다양한 작업을 위해 사용될 수 있다. (대부분, 물체의 모델은 물체의 영상으로부터 생성된다.) 많은 산업적 응용에서는 탐색할 물체의 외관이 제한된 자유도를 가지므로, 흔히 이동 및 회전의 강체변환(rigid transformation)을 가정할 수 있다.

물체정합은 크게 영상기반 정합과 특징기반 정합의 두 가지 방법으로 나눌 수 있다. 영상기반 정합은 영상과 모델의 밝기 값을 사용하는데, 정규화 교차상관(normalized cross correlation) [1]이 정합척도로서 널리 사용된다. 영상기반 정합은 보통 매칭속도를 향상시키기 위해, 영상피라미드 [2] 같은 coarse-to-fine 탐색을 사용하지만, 실시간 응용에는 너무 계산량이 많다는 단점이 있다.

특징기반 정합은 영상 밝기 값을 직접 사용하는 대신 영상과 모델에서 추출한 에지(edge)같은 특징(feature)을 이용한다. 에지는 가장 중요한 저수준(low-level) 특징으로, 에지기반 정합은 비 균일 조명환경에서 영상기반 정합보다 강건하다. 또한, 영상에서 추출된 에지는 영상에 비해 보다 간결한 표현방법이므로, 에지기반 정합은 영상기반 정합보다 처리시간에서 일반적으로 보다 효율적이다.

에지 기반 정합 기법 중 주목할 만한 것은 Barrow 등[3]에 의해 처음 제안되고, [4]에서 더욱 개선된 Chamfer 정합(Chamfer matching) 기법으로, [5-7]을 비롯한 많은 응용분야에서 사용되었다. Chamfer 정합과정은 모델에지와 영상 에지간 Chamfer 거리(Chamfer distance)를 최소화하는 것이다.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2007. 1. 25., 채택확정 : 2007. 2. 17.

조태훈 : 한국기술교육대학교 정보기술공학부(thcho@kut.ac.kr)

※ 본 연구는 산업자원부 지방기술혁신사업(RTI04-01-02) 지원으로 수행되었음.

이 방법의 큰 단점은 거리 최소화 과정에서 지역 최소점에 쉽게 빠지지 않도록 시작위치(starting position)가 전역 최소점에 충분히 근접해야 한다는 것이다.

모델에지와 영상에지간의 거리계산시 Chamfer 거리대신, Hausdorff 거리가 [8]에서 사용되었다. [9]는 추가적인 에지 방향 정보가 영상에서 모델의 오인식하는 경우의 수를 줄이는데 주로 유용하다는 것을 보였다. 이 방법의 단점은 실제 적용에 있어 과도하게 비경제적인 계산량을 갖는 거리 변환에 있다.

에지기반 정합알고리즘의 또 하나의 부류는 Generalized Hough Transform(GHT) [10]을 이용한 것이다. 이 방법은 가려짐(occlusion) 및 외란(clutter)에 강건한 장점이 있다. 하지만, 고전적인 GHT는 많은 메모리를 요구하며, 일반적으로 에지방향 추정 오차 때문에 가능한 정확도가 제한적이다. GHT의 단점을 보완하기 위해, 변형된 GHT 기법이 [11]에서 제안되었다.

본 논문에서는 GHT와 Chamfer 정합 방법을 결합하여, 두 방법의 약점을 보완하는 새로운 이차원 에지기반 정합 기법이 제시된다. 먼저, GHT를 적용하여, 물체의 대략적인 위치와 방향을 추정하고, 이를 시작점으로 하여, 보다 정확한 위치와 방향을 거리보간 Chamfer 정합 기법을 적용하여 찾는다. 끝으로, 서브픽셀알고리즘을 사용하여, 매칭정확도를 더욱 향상시킨다. 보다 정밀한 매칭을 위해 에지픽셀보다 서브픽셀 에지점들을 매칭에 이용하였다.

II. 제안 알고리즘

제안 알고리즘의 블록다이어그램은 그림 1과 같다. 학습 단계에서 모델 영상으로부터 에지가 추출되어 모델에지의 R-table을 형성하게 된다. 인식단계에서는 모델의 R-table을 이용하여, 입력영상으로 추출된 에지에 GHT를 적용하여, 대략적인 정합위치를 찾고, 다시 Chamfer 정합과 서브픽셀 알고리즘을 이용하여 보다 정확한 위치를 찾는다.

1. 에지 추출

여기서 이용되는 특징은 에지로서, 맨 먼저 에지를 추출

하는 과정이 필요하다. 에지를 추출하는 기법은 Canny 기법 [12]을 포함하여, 많이 있으나, 여기서는, 계산의 효율성과

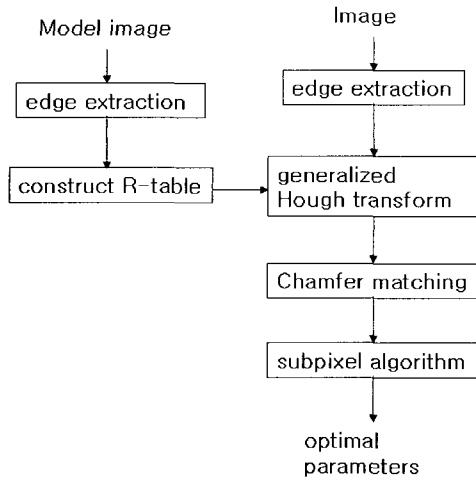


그림 1. 제안 알고리즘의 블록다이어그램.
Fig. 1. Block diagram of the proposed algorithm.

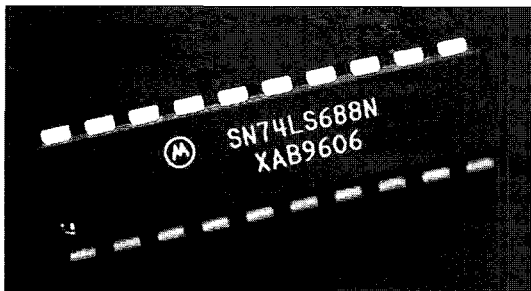
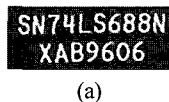


그림 2. (a) 모델 영상 (b) 탐색영상.
Fig. 2. (a) A model image (b) A search image, in which the model is searched.

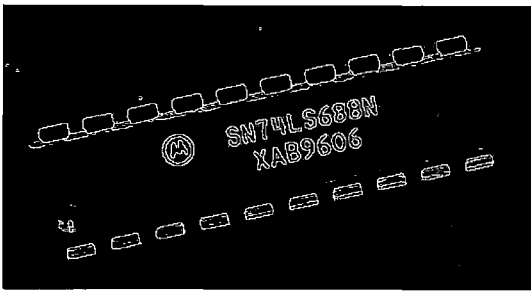
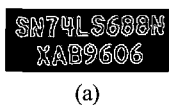


그림 3. (a) 그림 2(a)의 에지 (b) 그림 2(b)의 에지.
Fig. 3. (a) Edges of Fig. 2(a) (b) Edges of Fig. 2(b).

우수한 성능을 갖는 Sobel 에지연산자 [13]를 적용하여, 에지크기영상과 에지각도영상을 추출하였다.

Sobel 연산자를 적용하여 얻은 에지 그레디언트(edge gradient) 크기영상을 역치화(thresholding)하여, 에지 영상을 얻으면 보통 굵은 에지들이 많이 나오게 되어, 비최대점 억제(non-maxima suppression) 기법 [14]을 이용하여 에지들을 세선화 하였다. 역치화 방법으로는 자동 역치화 기법으로 지금까지 가장 많이 사용된 기법 중의 하나인 Otsu 기법 [15]을 사용하였다.

보다 정확한 에지매칭을 위해 모델영상과 탐색영상 모두 추출된 각 에지픽셀에 대하여 서브픽셀(subpixel)에지를 추출하였다. 각 에지픽셀의 주위의 에지그레디언트 값들을 가중치로 하여, 무게중심(center of mass)을 구하여 서브픽셀좌표를 구하였다. 구체적으로 에지픽셀을 (ix, iy), 에지그레디언트 영상을 f(ix, iy)라 하면, 서브픽셀 에지좌표 (xs, ys)는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} x_s &= ix + (f(ix+1,iy)-f(ix-1,iy))/(f(ix-1,iy)+f(ix,iy)+f(ix+1,iy)) \\ y_s &= iy + (f(ix,iy+1)-f(ix,iy-1))/(f(ix,iy-1)+f(ix,iy)+f(ix,iy+1)) \end{aligned} \quad (1)$$

에지 추출의 한 예로, 그림 2는 모델영상(크기: 164×63)과 탐색영상(500×259)이다, 그림 3은 그림 2 영상에서 추출된 에지들을 보여주고 있다.

2. Generalized Hough transform

Generalized Hough Transform (GHT) [10]은 임의의 모양을 검출할 수 있도록 표준 Hough 변환을 일반화한 것이다 (그림 4 참조). 먼저, 이상적인 모양의 모델 내에 기준점(reference point) $L(x_c, y_c)$ 을 택한다. 모델의 각 에지점(edge point) $P(x, y)$ 에서 기준점까지의 벡터(vector) R 의 거리 $R(\theta)$ 와 방향 $\psi(\theta)$ 을 구하여 “R-table”이라고 흔히 부르는 lookup table에 저장한다. 이때, θ 는 에지점 P 의 에지수직(edge normal) 방향으로 R-table의 index로 사용된다. 두 개 이상의 에지점에서 같은 에지수직 방향 θ 를 가질 수 있기 때문에 R-table은 에지수직 방향 θ 의 각 가능한 값에 대해서, 물체 경계선에 있는 모든 에지점의 벡터 R 의 리스트(list) 구조로 구성된다.

이렇게 구성된 R-table은 모델 물체의 모양을 완전히 나타낸다. 즉, $x_c = x + R(\theta) \cos \psi(\theta)$, $y_c = y + R(\theta) \sin \psi(\theta)$. 이 R-table은 임의의 영상에서 모델 물체와 같은 모양을 찾아

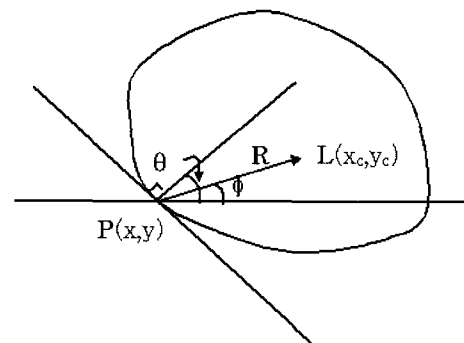


그림 4. 일반화된 Hough 변환.
Fig. 4. Generalized Hough transform.

내는데 사용될 수 있다. 탐색영상에서, 회전된 모델영상을 인식할 수 있는 변형된 GHT 알고리즘을 구체적으로 기술하면 다음과 같다.

• 변형 GHT

Step 1: 모델의 에지로부터, 찾고자 하는 모양, 즉 모델에 대한 R-table을 만든다.

Step 2: 모델의 회전 최대허용각도가 $\pm\theta_T$ 이라면, 모든 정수 $k \in [-\theta_T, +\theta_T]$ 에 대해 다음을 수행한다.

2.1 가능한 기준점 좌표의 accumulator array A를 구성하고, 0으로 초기화한다.

$$A(xcmin:xcmax, ycmin:ycmax) = 0;$$

2.2 영상의 각 에지점에 대해 다음을 수행한다.

2.2.1 에지수직 방향 θ 를 구한다.

2.2.2 $\theta = \theta + k$ 에 대응하는 R-table의 entry에 대해,

$$xc = x + R(\theta) \cos \psi(\theta)$$

$$yc = y + R(\theta) \sin \psi(\theta)$$

2.2.3 $A(xc, yc) = A(xc, yc) + 1$

2.3 array A에서 최대값이 되는 위치(xm,k, ym,k)와 최대값 Amax,k를 기록한다.

Step 3: Amax,k, $-\theta_T \leq k \leq +\theta_T$ 값들 중, 최대값이 일정 크기 이상이고, 이때의 k값, k'가 찾은 방향(각도)이 되고, 그 때의 위치 (xm,k', ym,k')가 정합된 위치가 된다.

Step 1에서 모델에 대한 R-table을 만들 때, 에지수직방향 각도 θ_0 를, 양자화한 index θ 를 사용하는데, 360도를 1도 간격으로 나누어 θ_0 에 대응하는 구간의 index θ 의 R-table에 R, ϕ 값을 리스트(list) 형태로 저장한다. Step 2에서 실제로는 처리시간을 줄이기 위하여, 모든 에지 포인트에 대해서 처리하지 않고, 서브샘플링(subsampling)하여 얻은 에지들에 대해서만 수행한다. Step 2.2.2와 Step 2.2.3에서 accumulator A의 x-y 영역이 일정한 크기(mxmx)의 양자화 셀(quantization cell)들로 나누어지고, 같은 셀에 속하는 픽셀들은 그 셀을 대표하는 하나의 위치에서만 A값의 증가가 이루어진다. 이렇게 함으로써, 모델의 에지 위치/각도에 대한 일정 오차를 허용하는 효과가 있다. Step 3에서, 하나의 최대값만 택하지 않고, 크기가 큰 몇 개를 후보위치로 택하여, 참된(true) 매칭위치를 찾지 못하는 확률을 최소화한다.

GHT에서는 에지영상의 매 16번째 에지들만 사용하고, accumulator의 셀 크기는 16x16, 각도 파라미터 k는 4도 단위로 변화시켜 가면서, 가장 가능성 높은 세 개의 파라미터 세트를 찾았다. 찾은 결과는 (x, y, angle) = (288, 112, 10), (288, 128, 10), (304, 128, 10) 참된 매칭위치는 (292, 130, 12) 근처이다. 따라서, 찾은 세 파라미터 세트 모두 참된 매칭위치와는 상당한 오차를 보임을 알 수 있다.

3. Chamfer 정합

Chamfer 정합[4]은 2-D 물체의 에지윤곽선(edge contour)으로부터 물체를 인식하는 한 방법이다. 미리 알고 있는 물체의 에지윤곽선 영상을 “prepolygon image”, 인식하려는 물체의 에지윤곽선 영상을 “predistance image”이라고 하자. 에지 윤곽선 영상은 Sobel과 같은 에지검출 연산자에 의해서 검출된 에지 영상으로 이진 영상이다. 그림 3(a), (b)는 각각

그림 2(a), (b)를 입력영상으로 하여 얻은 prepolygon image 과 predistance image의 한 예를 보여준다.

predistance image에서 에지가 아닌 각 픽셀(pixel)은 가장 가까운 에지픽셀(edge pixel)과의 거리가 주어진다. 이렇게 이진에지영상을 거리영상(distance image)으로 변환하는 것을 Distance Transformation(DT)이라고 한다. 정확한 Euclidean distance는 계산상 시간과 메모리 자원을 크게 요하므로, 보통 근사화가 사용된다.

3x3 인접영역(neighborhood)의 두 지역거리, 수직/수직인 접화소간 거리와 대각선방향 인접화소간 거리로, 각각 3과 4를 사용하는 3-4 DT는 Euclidean distance와 비교하여 최대 8%의 오차만을 가져, Euclidean distance의 훌륭한 근사화라고 할 수 있다[4]. 거리영상을 구할 때, Euclidean distance를 사용하는 것보다 3-4 DT를 사용하는 것이 훨씬 계산을 빠르게 수행할 수 있다.

3-4 DT에 의한 거리영상은 인접 픽셀(pixel)간 거리를 영상영역에 순차적으로 전파(propagation)하는 알고리즘으로 매우 효율적으로 구해질 수 있다[4]. 그림 5는 그림 4(b)에 3-4 DT를 적용하여 얻은 거리영상을 보여준다. 에지픽셀은 완전히 검고, 에지로부터 멀리 떨어져 있는 픽셀일수록 더 밝다. 탐색영상의 거리영상 계산시 탐색영상의 에지좌표를 정수값으로 반올림한 좌표를 사용하였다.

prepolygon image에서 추출된 에지 리스트(list)에서 매칭에 실제로 사용되는 에지점들, “polygon”이 선택된다. 이 좌표들은 모델영상에서 얻어지는 서브픽셀 에지좌표를 사용한다.

polygon이 거리영상위에 포개어질 때, polygon의 좌표에서의 거리영상의 화소값들의 평균은 에지들간의 정합정도를 나타내며 이를 “에지거리(edge distance)”라고 한다. 두 에지들 간의 완벽한 정합은, 각 polygon 점이 거리영상의 에지화소와 일치하게 되어, 에지거리가 0인 결과를 낳을 것이다. 실제의 정합은 에지거리를 최소화하는 과정으로, 최적의 정합위치는 에지거리가 최소화되는 위치가 된다. 정합 척도로는 중간값(median), 산술평균, rms(root mean square), 최대값 등이 있으나, rms값이 에지거리에서 현격히 적은 오인식율을 내는 것으로 알려져 있어[4], 여기서는 rms값을 사용하였다.

변환식에 의해 결정되는 polygon의 각 위치에서 에지거리가 산출된다. 이 에지거리가 최소가 되는 위치가 최적정합위치가 된다. (x,y)를 polygon 좌표, (X,Y)를 거리영상의

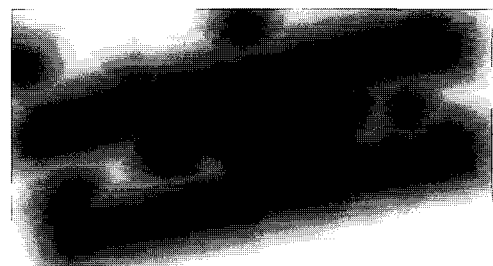


그림 5. 그림 3(b)의 거리영상.

Fig. 5. A distance image of Fig. 3(b).

위치좌표라 하면, 이동과 회전을 포함하는 변환식은 아래와 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} X &= cx + \cos(\text{rot})x - \sin(\text{rot})y \\ Y &= cy + \sin(\text{rot})x + \cos(\text{rot})y \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, rot는 회전각, cx, cy는 각각 X, Y 방향의 이동과 라미터를 뜻한다. (X,Y)좌표는 보통 정수가 아니므로, 가까운 정수값으로 근사화한다. 하지만, 보다 정확한 정합을 위해, 여기서는 (X,Y)에서의 거리값(distance value)을 구하는데 거리영상 (X,Y) 주위의 네 인접픽셀을 이용하여 거리보간하는 방법을 제안한다. 이를 위해 양선형 보간법(bilinear interpolation)을 사용하였다. 거리영상(distance image)을 D라 하면, (X,Y)에서의 보간된 거리값 D_{XY} 는 다음과 같이 계산된다.

$$D_{XY} = (1-\alpha)(1-\beta)D(\lfloor X \rfloor, \lfloor Y \rfloor) + (1-\alpha)\beta D(\lfloor X \rfloor, \lfloor Y \rfloor + 1) + \alpha(1-\beta)D(\lfloor X \rfloor + 1, \lfloor Y \rfloor) + \alpha\beta D(\lfloor X \rfloor + 1, \lfloor Y \rfloor + 1) \quad (3)$$

여기서, $\alpha = X - \lfloor X \rfloor$, $\beta = Y - \lfloor Y \rfloor$, 그리고 $\lfloor X \rfloor$ 는 X의 내림한(truncated) 정수값을 뜻한다.

최적의 polygon 위치를 찾는 것은 변환식의 각 파라미터가 하나의 차원에 해당하는 다차원 함수의 전역 최소점(global minimum)을 찾는 것과 같다. 따라서 지역 최소점에 빠지는 것을 피하기 위해, 찾고자하는 최적 위치와 매우 가까운 지점에서 전역 최소화가 시작되어야 한다. 시작위치들은 전단계의 GHT단계에서 추정된 위치들로 주어진다. 효율적인 탐색을 위해, 피라미드를 이용한 계층적인 구조의 알고리즘을 사용하는 것이 보편적이다.

그림 6은 그림 3(a) 모델을 이용한 매칭결과를 보여준다. 모델에지들이 테스트영상에서 정확히 포개어 있어, 정확하게 위치와 각도를 인식한 것을 잘 나타내주고 있다. (에지들의 위치를 검정색으로 표시하고, 중앙부근의 흰색십자표시는 기준점을 나타낸다.)

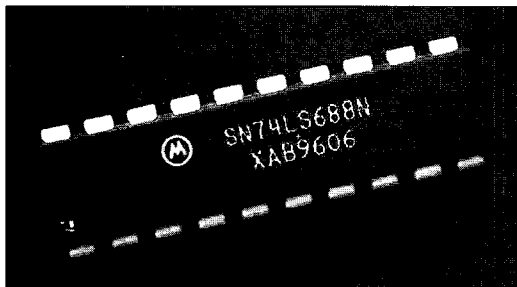


그림 6. 그림 3(a)의 모델을 이용한 정합결과.
Fig. 6. Result of matching using the model of Fig. 3(a).

표 1. Chamfer 정합을 적용한 결과.

Table 1. The results of applying Chamfer matching.

	위치[pixel]	각도[도]	거리값
거리보간 하지 않은 경우	(292, 130)	12	0.537
거리보간 한 경우	(282, 124)	12	0.444

표 2. 거리보간 없는 Chamfer 정합과 서브픽셀알고리즘 적용 결과.

Table 2. The results of applying Chamfer matching without distance interpolation followed by the subpixel algorithm.

서브픽셀 알고리즘	위치[pixel]	각도[도]	Chamfer 거리값
파라볼릭보간	(291.82, 129.80)	12.08	0.478
Powell 최적화	(291.76, 129.73)	12.00	0.463

표 3. 거리보간 Chamfer 정합과 서브픽셀알고리즘의 적용 결과.

Table 3. The results of applying Chamfer matching with distance interpolation followed by the subpixel algorithm.

서브픽셀 알고리즘	위치[pixel]	각도[도]	Chamfer 거리값
파라볼릭보간	(291.82, 129.80)	12.08	0.386
Powell 최적화	(291.72, 129.70)	12.00	0.378

표 1은 거리영상에서 양선형 보간법을 사용한 경우와 하지 않은 경우의 Chamfer 정합 결과를 보여준다. 거리보간을 사용하면, 거리값이 크게 줄어드는 것을 알 수 있다.

4. 서브픽셀(subpixel) 알고리즘

보다 정확한 정합파라미터를 얻기 위해, 간단한 1차원 파라볼릭 보간법 같은 서브픽셀 알고리즘이 사용될 수 있다. 어떤 평가함수 $f(x)$ 의 값이 정수 픽셀 위치 $x=H$ 에서 최대값 f_m 를 갖고, $f(H-1)=f_l$, $f(H+1)=f_r$ 이라 하면, $f(x)$ 가 최대가 되는 x 값 H_s 는 다음과 같이 1차원 파라볼릭 보간법에 의해 서브픽셀 정밀도로 구할 수 있다.

$$H_s = H + \frac{f_r - f_l}{2(f_m - f_l - f_r)} \quad (4)$$

여기서는 평가함수 파라미터가 x, y, 각도 등 세 개이므로, 위의 1차원 보간법을 각 파라미터에 독립적으로 적용하여, 각 파라미터 값을 서브픽셀로 구한다. 하지만, 이 방법은 실제의 평가함수 값(여기서는 거리값)을 서브픽셀로 계산하지 않고, 매칭위치를 보간에 의해 추정한다. 따라서, 보다 정확한 매칭을 위해 최소 Chamfer 거리 값 탐색에서 보간된 거리값을 이용하여 최적화하는 기법이 바람직하다. 이를 위해, 평가함수의 미분값 계산을 요하지 않는 Powell의 최적화 기법 [16]이 사용될 수 있다.

표 2는 그림 6에 거리보간 없는 Chamfer 정합과 서브픽셀알고리즘을 적용한 결과이다. 또한, 표 3은 그림 6에 거리 보간 Chamfer 정합과 서브픽셀알고리즘을 적용한 결과이다. 표 1과 비교하여, Chamfer 거리값이 서브픽셀알고리즘의 적용으로 상당히 줄어들었음을 알 수 있다.

III. 실험결과

구현된 매칭 알고리즘의 정밀도를 평가하기 위한 실험을 수행하였다. 먼저, x, y 정밀도를 측정하기 위해서, 그림 3(a)을 포함하는 테스트영상(640x480)을 x, y축 방향으로 각각 -0.8~0.8 픽셀 범위에서, 0.2픽셀 간격으로 이동시키면

표 4. 위치 및 각도 추정 정밀도(거리보간 없음/거리보간, 서브픽셀 알고리즘: 파라볼릭 보간).

Table4. Accuracy of position and angle estimated(without/with Chamfer distance interpolation, subpixel algorithm: parabolic interpolation).

	x[pixel]	y[pixel]	각도[도]
표준편차	0.09/0.09	0.09/0.09	0.07/0.07
최대오차	0.14/0.14	0.12/0.12	0.19/0.15

표 5. 위치 및 각도 추정 정밀도(거리보간 없음/거리보간, 서브픽셀 알고리즘: Powell 방법).

Table5. Accuracy of position and angle estimated(without/with Chamfer distance interpolation, subpixel algorithm: Powell's).

	x[pixel]	y[pixel]	각도[도]
표준편차	0.30/0.03	0.32/0.03	0.06/0.02
최대오차	0.42/0.06	0.71/0.08	0.31/0.04

표 6. 위치 및 각도 추정 정밀도(거리보간 없음/거리보간, 서브픽셀 알고리즘: 파라볼릭 보간, 서브픽셀 에지).

Table6. Accuracy of position and angle estimated(without/with Chamfer distance interpolation, subpixel algorithm: parabolic interpolation, subpixel edges).

	x[pixel]	y[pixel]	각도[도]
표준편차	0.08/0.07	0.07/0.06	0.08/0.07
최대오차	0.12/0.09	0.11/0.08	0.19/0.13

표 7. 위치 및 각도 추정 정밀도(거리보간 없음/거리보간, 서브픽셀 알고리즘: Powell 방법, 서브픽셀 에지).

Table7. Accuracy of position and angle estimated(without/with Chamfer distance interpolation, subpixel algorithm: Powell's, subpixel edges).

	x[pixel]	y[pixel]	각도[도]
표준편차	0.09/0.02	0.06/0.02	0.03/0.02
최대오차	0.15/0.04	0.19/0.04	0.10/0.05

서, 얻은 총 80개의 영상에 대해 실행하여 위치오차(표준편차, 최대오차)를 구하였다. 또한, 테스트영상을 영상의 중심 기준으로 +30도 범위 내에서, 1도 간격으로 회전시켜 얻은 60장에 대해서도 알고리즘을 적용하여, 각도오차를 구하였다. (여기에 사용한 모델영상은 그림 3(a)을 사용하였다. 그리고 이동/회전후 영상은 선형보간법을 이용하여 생성하였다.)

표 4와 표 5는 정수 에지픽셀을 사용하고, 서브픽셀 알고리즘으로 각각 파라볼릭보간법과 Powell 최적화를 사용한 경우의 결과이다. 표 6과 표 7은 서브픽셀 에지점들을 사용하고, 서브픽셀 알고리즘으로 각각 파라볼릭보간법과 Powell 최적화를 사용한 경우의 결과이다. 이 결과를 보면, 거리보간을 하지 않은 것보다 거리보간을 한 경우가 오차가 작고,

서브픽셀 알고리즘은 Powell 최적화 기법이 파라볼릭보간에 의한 서브픽셀 알고리즘보다 오차가 작고, 정수 에지픽셀을 사용하는 것보다 서브픽셀 에지점들을 사용하는 것이 오차가 줄어들을 수 있다. 실험에서, 서브픽셀 에지점들과 Chamfer 거리보간을 이용하고 Powell의 방법을 서브픽셀 알고리즘으로 사용할 때 가장 정확한 매칭 결과를 얻을 수 있었다. 이때 추정 최대 오차는 x, y 방향으로 1/25픽셀, 각도는 1/20도 정도로 매우 우수한 매칭 정확도를 보였다.

정수 에지픽셀들을 사용하고, 거리보간을 하지 않은 경우, 서브픽셀 탐색으로 Powell 방법을 사용하면 안 좋은 결과를 낳았는데(표 5), 이것은 거리보간 없는 거리값 계산은 x, y, 각도에 매우 작은 변화에 둔감하여, 지역적 최소점에 빠지기 쉽기 때문인 것으로 추측된다.

위의 정밀도 측정에서, 모델영상의 크기는 164×63이고, 에지는 1742개가 있었고, 탐색영상의 크기는 640×480이고, 에지의 개수는 대략 5000개 정도이었다, 매칭 알고리즘은 영상에 따라 편차가 있지만, Pentium IV 1.5GHz에서 대략 70 msec가 소요되었다. 물론, 탐색영역이 전체 영상영역이 아니고, 축소된다면, 실행속도가 더욱 빨라질 것이다. 일반적으로, 실행시간은 모델 에지의 개수와 탐색영상에서의 에지의 개수에 비례한다.

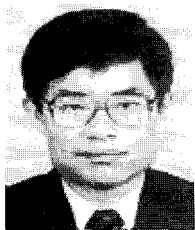
IV. 결론

본 논문에서는 GHT와 Chamfer 정합 방법을 결합한 새로운 이차원 서브픽셀 에지 기반 매칭 기법이 제시되었다. 먼저, GHT를 적용하여, 물체의 대략적인 위치와 방향을 추정하고, 이를 시작점으로 하여, 보다 정확한 위치와 방향을 거리보간된 Chamfer 정합 기법을 적용하여 찾았다. 끝으로 서브픽셀 알고리즘을 사용하여, 매칭 정확도를 향상시켰다. 픽셀 에지보다 서브픽셀 에지를 사용하여 매칭하면 더욱 매칭 정확도가 향상됨을 보였다.

참고문헌

- [1] L. G. Brown, "A survey of image registration techniques," *ACM Computing Surveys*, vol. 24, no. 4, pp. 325-376, 1992.
- [2] S. L. Tanimoto, "Template matching in pyramids," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 16, pp. 356-369, 1981.
- [3] H. G. Barrow, J. M. Tenenbaum, R. C. Bolles, and H. C. Wolf, "Parametric correspondence and Chamfer matching: Two new techniques for image matching," *Proc. 5th Int. Joint Conf. Artificial Intelligence*, pp. 659-663, Cambridge, MA, 1977.
- [4] G. Borgefors, "Hierarchical Chamfer matching: a parametric edge matching algorithm," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 10, no. 6, pp. 849-865, 1988.
- [5] D. Chetverikov and Y. Khenokh, "Matching for shape defect detection," *LNCS 1689*, pp. 367-374, 1999.
- [6] D. Gavila, "Pedestrian detection from a moving vehicle,"

- Proc. ECCV*, pp. 37-49, 2000.
- [7] A. Thayananthan, B. Stenger, P. H. S. Torr, and R. Cipolla, "Shape context and Chamfer matching in cluttered scenes," *Proc. CVPR 2003*, Madison, Wisconsin, pp. 127-135, 2003.
- [8] W. J. Rucklidge, "Efficiently locating objects using the Hausdorff distance," *International Journal of Computer Vision*, vol. 24, no. 3, pp. 251-270, 1997.
- [9] C. F. Olson and D. P. Huttenlocher, "Automatic target recognition by matching oriented edge pixels," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 6, no. 1, pp. 103-113, 1997.
- [10] D. H. Ballard, "Generalizing Hough transform to detect arbitrary shapes," *Pattern Recognition*, vol. 13, no. 2, pp. 111-122, 1981.
- [11] M. Ulrich, C. Steger, A. Baumgartner, and H. Ebner, "Real-time object recognition in digital images for industrial applications," 5th Conf. on Optical 3-D Measurement Techniques, Vienna, pp. 308-318, 2001.
- [12] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Analy. and Mach. Intelli.*, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 1986.
- [13] E. R. Davies, *Machine Vision*, 3rd Ed., Morgan Kaufmann, 2005.
- [14] R. Jain, R. Kasturi, and B.G. Schunck, *Machine Vision*, McGraw-Hill, 1995.
- [15] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Trans. Systems, Man, Cybernetics*, vol. SMC-9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [16] W. H. Press, B. P. Flannery, S. A. Teukolsky, and W. T. Vetterling, *Numerical Recipes in C*, 2nd Ed., Cambridge University Press, 1992.



조 테 훈

1981년 서울대학교 전자공학과 학사.
 1983년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사. 1991년 Virginia Polytechnic Institute & State University 박사. 1992년~1998년 LG산전 연구소 책임/수석 연구원. 1998년~현재 한국기술교육대학교 정보기술공학부 조교수/부교수. 연구분야는 컴퓨터비전, 영상처리 및 해석, 패턴인식, 신경망.