

Generalized Hough Transform을 이용한 Fiducial Mark 인식

조 태 훈
한국기술교육대학교 정보기술공학부
thcho@kut.ac.kr

Fiducial Mark Recognition Using Generalized Hough Transform

Tai-Hoon Cho
School of Information Technology, Korea University of Technology and Education

요 약

fiducial mark는 PCB 정밀조립/검사 장비에서 위치보정을 위해 필수적으로 사용되는데, 실제 생산현장에서의 fiducial mark의 품질은 완전하지 않고, 손상된 상태인 경우가 많이 발생한다. 기존에 주로 사용되는 blob centroid 방법에 의한 mark의 위치추출은 mark의 상태가 손상되었을 경우, 큰 오차를 수반하게 된다. 본 논문에서는 Generalized Hough Transform을 이용한 fiducial mark의 중심위치 기법을 개발하여, 적용한 결과 손상된 mark에 대해서도 매우 강건한 결과를 보여주었다.

1. 서론

fiducial mark는 PCB(Printed Circuit Board) 조립/검사 장비에서 위치보정 용도로 사용되는 동판위에 있는 특수한 기하학적 모양을 갖는 표식이다. 보통, conveyor belt를 통해 PCB가 조립/검사 위치로 이송될 때, 기구적인 정렬에 의해서는 보드의 위치가 항상 똑같은 위치로 정확하게 정렬되지 못하여, 고정도의 위치정렬이 요구되는 부품들이 미소하고, 실장밀도가 높은 PCB의 경우에는 문제가 된다. 따라서, 보다 정밀한 PCB의 위치정렬을 위하여, PCB위에 2개 이상의 fiducial mark를 만들어, mark들의 위치를 기준으로 하여, PCB 위치를 보정하게 된다. 일반적으로, 원형 fiducial mark가 가장 널리 사용되지만, 사각형, 삼각형, 십자형, 다이아몬드형 등 다양한 모양을 가질 수 있다. 이러한, 다양한 모양의 fiducial mark 위치를 카메라에 의해 고정도로 측정하는 것은 정밀 조립/검사장비에서 가장 중요한 작업중의 하나이다.

카메라로 취득한 fiducial mark의 영상으로부터 mark

의 위치(중심 위치)를 구하기 위해 blob labelling[1]후 무게중심(centroid)을 추출하는 간단한 방법을 흔히 사용한다. 하지만, 무게중심에 의한 방법은 fiducial mark의 모양이 약간 손상이 되거나 밝기가 균일하지 않는 경우에는 mark의 중심이 정확하게 추출되지 않게 되는 단점이 있다. 이와 같이 mark의 상태가 좋지 않은 경우가 종종 발생하는 실제 생산현장에서 적용될 수 있는 강건한 fiducial mark의 위치추출 방법이 요구되고 있다. 강건한 fiducial mark 인식알고리즘의 개발을 위해, 여기서는 mark boundary model에 기반한 Generalized Hough Transform(GHT)[2] 방법을 구현하고 시험하였다.

2. Generalized Hough Transform

Hough Transform은 원래 원 또는 직선 등을 검출하기 위한 기법이다. Generalized Hough Transform(GHT)은 임의의 모양을 검출할 수 있도록 표준 Hough Transform을 일반화한 것이다. (그림 1 참조) 먼저, 이

상적인 모양의 template 내에 기준점(reference point) $L(x_c, y_c)$ 을 택한다. template의 각 edge point $P(x, y)$ 에서 점 L 까지의 vector R 의 거리 $R(\theta)$ 와 방향 $\Psi(\theta)$ 을 구하여 "R-table"이라고 흔히 부르는 lookup table에 저장한다. 이때, θ 는 edge point P 의 edge normal 방향으로 R-table의 index로 사용된다. 두 개 이상의 edge point에서 같은 edge normal 방향 θ 를 가질 수 있기 때문에 R-table은 edge normal 방향 θ 의 각 가능한 값에 대해서, object boundary에 있는 모든 edge point의 vector R 의 list 구조로 구성된다. 이렇게 구성된 R-table은 template object의 모양을 완전히 나타낸다. (기준점 $L(x_c, y_c)$ 와 edge point $P(x, y)$ 와의 관계는 $x_c = x + R(\theta)\cos\Psi(\theta)$, $y_c = y + R(\theta)\sin\Psi(\theta)$ 로 주어진다.) 이 R-table은 임의의 영상에서 template object와 같은 모양을 찾아내는데 사용될 수 있다. 임의의 영상이 주어지면, edge point들을 추출하고, 각 edge point의 edge normal θ 를 index로 하여, R-table에서 $R(\theta)$ 와 $\Psi(\theta)$ 의 각 쌍을 찾아, 이를 이용하여 기준점으로 가능한 위치를 계산한다. 틀린 기준점들도 계산될 수 있지만, 영상에 물체가 존재한다면, 정확한 기준점에서 최대값이 될 것이다. GHT 알고리즘을 구체적으로 기술하면 다음과 같다.

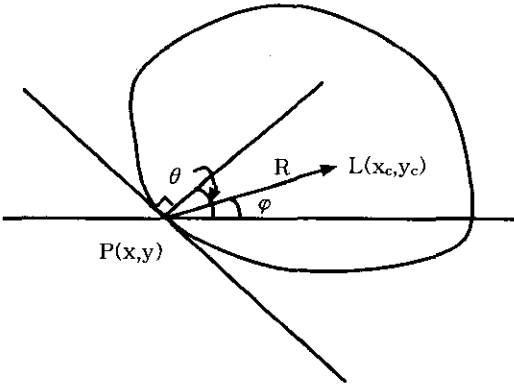


그림 1. Generalized Hough Transform

Algorithm GHT

Step 1. 찾고자 하는 모양, 즉 model에 대한 R-table을 만든다.

Step 2. 가능한 기준점 좌표의 accumulator array A 를

구성하고, 0으로 초기화한다.

$$A(x_{cmin}:x_{cmax} \ y_{cmin}:y_{cmax}) = 0;$$

Step 3. 영상의 각 edge point에 대해 아래와 같이 수행한다.

Step 3.1 edge normal θ 를 구한다.

Step 3.2 가능한 기준점의 좌표를 계산한다.

즉, θ 에서의 R-table의 각 entry에 대해, 다음을 수행한다.

$$x_c = x + R(\theta)\cos\Psi(\theta); \quad y_c = y + R(\theta)\sin\Psi(\theta)$$

Step 3.3 $A(x_c, y_c) = A(x_c, y_c) + 1$

Step 4. model의 존재 가능한 위치는 array A 에서의 maxima가 되는 위치들로 주어진다.

Step 1에서 model에 대한 R-table을 만들 때, edge normal 각도 θ_e 를, 양자화한 index θ 를 사용하는데, 360도를 N_b 개의 같은 구간으로 나누어 θ_e 에 대응하는 구간의 index θ 의 R-table에 R, ϕ 값을 list 형태로 저장한다. 즉, $0 \leq \theta_e < \frac{360}{N_b}k, k=1, \dots, N_b$ 를 만족하는

θ_e 에 대응되는 index θ 는 $(k-1)$ 값을 갖게 된다. 예를 들어, $N_b=20, \theta_e=55$ 도라면 $k=4, \theta=3$ 이 된다. model과 실제 영상과는 모양이 서로 조금 달라도 발생하는, edge normal 각도계산에서의 오차를 허용하기 위해서는 N_b 값을 가능한 작게 유지할 필요가 있다. (특히, synthetic model의 경우에는 상태가 실제 영상과 상당히 차이가 나게 된다.) Step 4에서 찾은 maxima의 값이 어떤 임계치보다 큰 위치를 model의 위치로 추정하는 경우, model의 위치를 pixel 단위로만 표시할 수 있고, noise에 이 위치가 영향을 받을 수 있다. 따라서, 한 개의 peak값의 위치를 택하기 보다, 그 주위의 cluster를 찾아 이의 중심좌표(보통, subpixel로 계산됨)를 model이 있는 위치로 추정하는 것이 보다 강건하다.

아래 그림들은 GHT를 적용하여 fiducial mark를 찾는 예를 보인 것이다. 그림 2에 보이는 model에 edge 검출을 하여 얻은 edge boundary는 그림 3와 같다. 이 model의 edge boundary/각도로부터 model의 중심을 기준점으로 R-table을 만든 후, 그림 5의 입력영상에 적용하여 기준점의 위치에 대한 vote를 저장하고 있는 accumulator array의 분포를 밝기로 표시하면 그림 4와 같다. 그림 4의 accumulator array의 최대가 되는 위

치를 포함하는 cluster의 중심이 기준점, 즉 fiducial mark의 중심좌표가 된다. 그림 5에 그 위치가 십자표시가 되어 있다.

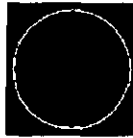


그림 2. fiducial model 그림 3. model edge boundary

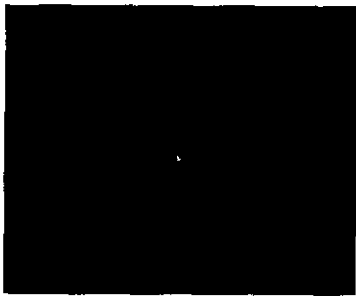


그림 4. accumulator array 값 분포

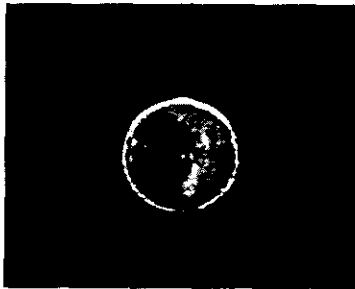


그림 5. 실제 영상 (중심위치 : +)

3. Fiducial Mark 인식실험

GHT를 실제 생산현장에서 가장 많이 사용되는 원형 fiducial mark 인식에 적용하여 성능을 평가하였다. 그림 6은 실험에 사용된 fiducial mark 영상이다. 그림 7은 그림 6의 영상(영상 1)을 인위적으로 손상시킨 영상(영상 1B)이다. 영상들의 크기는 모두 640x480 이다. 각 실험 영상에 대해, blob labelling, GHT에 의한 fiducial mark의 중심좌표를 추출한 결과를 표 1에 보인다. blob 알고리즘은 수동으로 선정된 최적의 파라미터로 중심좌표를 추출하였기 때문에, 그림 6의 경우, 추출된 중심좌표가 ground truth 중심좌표와 거의 같다

고 볼 수 있다. 표 1의 결과를 살펴보면, 그림 7과 같이 비대칭적으로 fiducial mark의 모양이 손상된 경우에는 blob에 의한 중심추출은 정확도가 GHT에 비해 크게 떨어짐을 알 수 있다.



그림 6. 정상적인 fiducial mark 영상



그림 7. 손상된 fiducial mark 영상

표 1. fiducial mark 중심좌표 추출 결과

	Blob centroid	GHT
영상 1	(331.1, 226.3)	(330.4, 225.8)
영상 1B	(322.5, 226.3)	(329.4, 226.1)

4. 참고문헌

- [1] R.M. Haralick and L.G. Shapiro, Computer and Robot Vision, vol. 1&2, Addison-Wesley, 1993.
- [2] D.H. Ballard and C.M. Brown, Computer Vision, Prentice Hall, 1982.