

거리변환을 이용한 fiducial 마크 정렬 알고리즘

최학남⁺, 박은수⁺, 최효훈^{*}, 김학일⁺

⁺인하대학교 정보공학과 컴퓨터비전 연구실, ^{*}삼성전기

{xncui, espark}.vision.inha.ac.kr, hyohoon.choi@samsung.com, hikim@inha.ac.kr

Fiducial mark alignment using distance transform

Xuenan Cui⁺, Eunsoo Park⁺, Hyohoon Choi^{*}, Hakil Kim⁺

⁺Computer Vision Laboratory, School of Information Engineering, Inha University

^{*}Samsung Electro-Mechanics

요 약

본 논문에서는 거리변환 기반의 정밀한 fiducial 마크 정렬 알고리즘을 제안한다. 거리변환은 물체의 중심에 가중치를 가지는 특성이 있는데 이는 AOI 공정에서 에칭, 이동과 같은 다양한 요소들로부터 획득되는 타겟영상에 대하여 강인하게 물체의 중심으로 매칭할 수 있도록 한다. 제안한 방법은 우선 입력 타겟영상에 대하여 이진화를 진행하고, 다음 모델과 타겟영상에 대하여 거리변환을 이용하여 거리특징을 추출하고, 추출된 모델과 타겟영상에 대한 거리특징을 NCC(Normalized Cross Correlation)를 이용하여 매칭한 후, 매칭 스코어에 대하여 Sub-pixel 분석을 진행하여 sub-pixel 레벨의 정확도를 가지도록 한다. 실험결과로부터 제안한 거리특징을 이용한 매칭 알고리즘이 기존의 픽셀 밝기 값을 이용한 매칭보다 강인하고 정확하게 매칭됨을 확인할 수 있었다.

1. 서 론

AOI(Automated Optical Inspection) 공정에서 머신비전 기술을 이용하여 제품의 불량을 검출하고 있는데 그 중에서 가장 기본적이고 중요한 기술이 바로 패턴매칭을 이용한 정렬기술이다. PCB(Printed Circuit Board) 불량검출을 위한 AOI 공정에서는 fiducial 마크를 이용하여 정렬(Alignment)를 진행하는데 흔히 디자인된 fiducial 마크 원본을 사용하는 방법과 fiducial 마크를 실제 공정에서 획득된 영상의 특성에 맞게 변환하는 두 가지 방식으로 사용하고 있다. 두 번째 방식 같은 경우는 영상의 특성을 파악하는 추가적인 작업이 필요하고 또한 영상특성을 파악하기 힘든 단점이 있다. 따라서 AOI 시스템에서는 원본 fiducial마크 사용시 다양한 변화에도 강인하게 적용 가능한 알고리즘이 필요하다.

패턴매칭 알고리즘은 물체인식, 스테레오 매칭 등 다양한 분야에서 많이 개발되고 있는데 가장 기본적인 SAD, SSD, NCC과 같은 전통적인 방법[1,2] 외에도 integral 영상을 이용한 패턴매칭[3], edge, shape, 특징점 기반의 패턴매칭[4-6] 알고리즘들이 다양하게 컴퓨터비전 분야에서 개발되고 있다. 거리변환을 이용한 패턴매칭 역시 특징점 기반의 패턴매칭알고리즘으로 분류할 수 있다. 거리변환은 유클리디안, 체스보드, 'dead reckoning' 등과 같은 다양한 거리 측정값들에 따라 서로 다른 특성의 결과를 얻는다[7], 거리변환은 흔히 이진영상에서 사용되는데, L. Ikonen[8,9] 등은 gray 영상에서의 적용방법을 제안하였으며, M. W.

Wright[10] 등은 distance transform을 이용하여 물체의 skeleton을 찾는 방법을 제안하였으며, S. Holzer[11] 등은 distance transform을 이용하여 물체추출 및 pose estimation 하는 방법을 제안하였다. 이처럼 거리변환은 컴퓨터 비전 영역에서 다양하고 유용하게 사용되고 있다.

본 논문에서는 AOI 시스템에 적합한 거리특징과 sub-pixel 분석을 이용한 Fiducial 마크 정렬 알고리즘을 제안하여 실제 생산현장에서 사용할 수 있도록 알고리즘을 개발하였다.

본 논문은 서론, Fiducial마크 정렬 알고리즘, 실험결과분석, 결론으로 구성되었다. 서론에서는 AOI 시스템에 대한 소개와 거리변환의 다양한 응용분야에 대해 소개하였고, Fiducial마크 정렬 알고리즘 부분에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘에 대하여 자세하게 설명하였습니다. 실험결과 및 분석 부분에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘에 대한 성능을 정성적 분석과 정량적 분석을 통하여 평가 하였으며, 마지막으로 결론에 대해서 서술하였다.

2. Fiducial 마크 정렬 알고리즘

2.1 거리변환을 이용한 특징 추출

본 논문에서는 이진영상을 이용하여 거리변환을 적용한다. 따라서 우선 타겟영상에 대하여 ostu[12] 방법을 이용하여 이진화를 하고 거리변환을 적용하게 된다. 거리변환은 식 (1), (2)와 같이 수식으로

표현되는데 각각 배경으로부터 물체까지의 거리와 물체로부터 배경까지의 거리정보를 추출하는 두 가지 식이다. 본 논문에서는 Fiducial 마크 매칭 알고리즘 특성상 물체에 가중치가 있는 식(2)를 적용하였다.

식(1), 식(2)에서 I 는 이진영상을 나타내고, O 는 물체를 나타내며, d 는 거리정보를 측정하는 'Chess-board', 'Cityblock', 'Euclidean', 'quasi-Euclidean' 등 다양한 방법을 나타낸다.

$$D(p) := \min\{d(p,q) | q \in O^c\} = \min\{d(p,q) | I(q) = 0\} \quad (1)$$

$$D(p) := \min\{d(p,q) | q \in O\} = \min\{d(p,q) | I(q) = 1\} \quad (2)$$

아래의 그림 1은 십자형 fiducial 마크와 'Chess-board', 'Cityblock', 'Euclidean', 'quasi-Euclidean' 등 방법에 의해 얻어진 거리변환 결과들이다. 그림 1에서 a 는 원본 영상을 나타내고, $b \sim e$ 는 거리변환 결과를 나타내는데, 실제 거리변환 후의 값은 물체의 크기에 종속되기 때문에 영상으로 표현하기 위하여 0~255사이로 변환시켜 표현하였다.

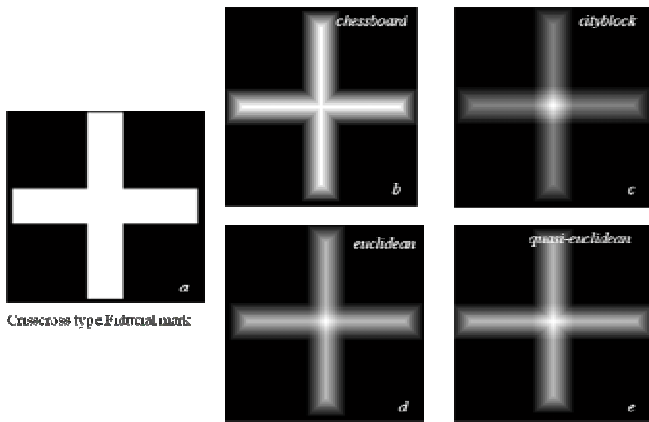


그림 1 십자형 fiducial 마크 영상과 거리변환 결과영상

모델과 타겟영상에 대한 거리특징을 계산한 후 식(3)과 같이 NCC를 이용하여 매칭하고 각각의 매칭스코어 저장하게 된다.

$$ncc(u,v) = \frac{\sum_{x,y} [M(x,y) - \bar{M}_{u,v}] [T(x-u,y-v) - \bar{T}]}{\left\{ \sum_{x,y} [M(x,y) - \bar{M}_{u,v}]^2 \sum_{x,y} [T(x-u,y-v) - \bar{T}]^2 \right\}^{0.5}} \quad (3)$$

여기서 M 은 모델 영상을 나타내고, T 는 타겟영상을 나타내며, $ncc(u,v)$ 는 (u,v) 위치에 해당되는 0~1사이의 매칭스코어를 나타낸다.

2.2 Sub-pixel 분석

Sub-pixel 분석은 sub-pixel 레벨의 이동위치를 제공해줄 수 있다. sub-pixel 분석을 진행하기 위하여 본 논문에서는 매칭 스코어 중 최대값을 중심으로 세로방향과 가로방향의 매칭 스코어들을 이용하여 보간법을 적용하였다. 보간법은 선형, cubic, spline등과 같이 다양하게 적용할 수 있는데 본 논문에서는 spline 보간법을 이용하였다.

식(4)와 식(5)는 sub-pixel 분석 방법을 나타낸 수식이다. 최대 매칭 스코어가 $s(u,v)$ 라고 하면 식(4)에서 \mathbf{u} 는 $[u-1, u, u+1]$ 로 구성된 벡터를 나타내고, \mathbf{v} 는 $[v-1, v, v+1]$ 로 구성된 벡터를 나타내고, \mathbf{x} 는 $[s(u-1,v), s(u,v), s(u+1,v)]$ 로 구성된 벡터를 나타내고, \mathbf{y} 는 $[s(u,v-1), s(u,v), s(u,v+1)]$ 로 구성된 벡터를 나타내며, \mathbf{U}, \mathbf{V} 는 각각 $[u-1:interval:u+1], [v-1:interval:v+1]$ 을 나타낸다. 여기서 interval은 고려하고자 하는 정확도에 따라 틀려지는데 본 논문에서는 0.01로 사용하였다.

$$\begin{cases} \mathbf{X} = \text{Interp}(\mathbf{u}, \mathbf{x}, \mathbf{U}) \\ \mathbf{Y} = \text{Interp}(\mathbf{v}, \mathbf{y}, \mathbf{V}) \end{cases} \quad (4)$$

식(4)로부터 보간법에 의해 보간된 매칭 스코어 \mathbf{X}, \mathbf{Y} 를 구한다음 아래의 식(5)를 적용하여 sub-pixel 레벨의 이동정보를 얻을 수 있다. 즉 (sx, sy) 는 세로와 가로 방향에 해당되는 sub-pixel 레벨의 이동정보이다.

$$\begin{cases} sx = \mathbf{U}(\text{index}(\max(\mathbf{X}))) \\ sy = \mathbf{V}(\text{index}(\max(\mathbf{Y}))) \end{cases} \quad (5)$$

여기서 $\text{index}(\max(\mathbf{X}))$ 는 보간된 스코어 \mathbf{X} 의 최대값에 해당되는 인덱스 값을 나타낸다.

3. 실험결과 및 분석

본 논문에서는 제안한 알고리즘에 대한 성능을 평가하기 위하여 아래와 같은 실험환경에서 개발하였다.

표 1 실험환경

Items	Spec.
OS	Windows 7
CPU	Intel® Core™ i7 CPU 920 @ 2.67GHz
Memory	8.0GB
Software	MATLAB 7.8

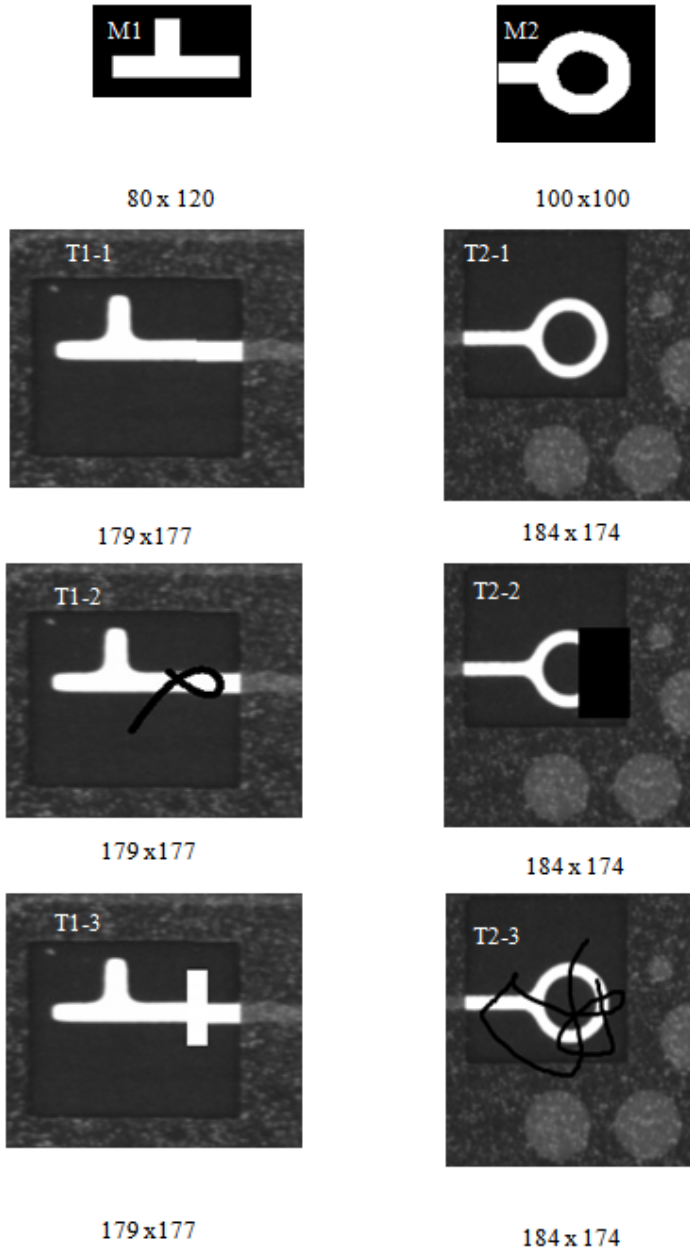


그림 2 모델영상(M)과 타겟영상(T)

그림 2는 본 논문에서 사용한 모델영상과 타겟 영상이다. 그림 2에서 첫번째 행은 모델영상을 나타내고, 두번째 행부터 4번째 행까지는 타겟영상을 나타내는데, 두번째 행은 실제 생산현장에서 획득된 영상이고, 세번째 행과 네번째 행은 알고리즘 성능을 평가하기 위하여 인위적으로 만든 타겟영상이다.

표 2는 거리특징에 대한 성능을 평가하기 위하여 sub-pixel 분석을 하지 않은 매칭 결과들을 나타낸다. NCC는 기존의 일반적인 방법을 나타내고, DTNCC는 제안한 방법을 나타낸다. 두 방법은 한 픽셀 정도의 차이를 보이는데 정답을 모르기 때문에 어느 방법이 정확한지를 알기 어렵다. 그림 3, 그림 4는 표 2의 결과에 대응되는 매칭결과를 나타낸 그림이다. 그림 3과 그림 4의 결과로부터 NCC방법은 물체가 한쪽으로

매칭되는 현상이 나타나는 반면에 DTNCC 방법은 물체의 중심에 매칭됨을 확인할 수 있다. 이는 거리특징을 사용한 알고리즘이 더욱 정확하게 매칭됨을 정성적인 방법으로 분석한 결과이다.

표 2 NCC와 DTNCC 이동위치 결과에 대한 비교

Test images	NCC	DTNCC
M1 and T1-1	(70,70)	(70,69)
M1 and T1-2	(70,70)	(70,69)
M1 and T1-3	(70,70)	(70,69)
M2 and T2-1	(74,82)	(74,83)
M2 and T2-2	(74,81)	(74,83)
M2 and T2-3	(74,82)	(75,83)

본 논문에서는 제안한 거리변환 기반의 알고리즘의 정확성을 확인하기 위하여 모델과 타겟영상을 동일하게 두고 타겟영상에 대해서 여러 가지 요소에 의하여 변환시켜 테스트를 하였다. 이 경우 모델과 타겟 영상이 동일하기 때문에 정답을 알 수 있다. 그림 5는 M2를 200x200 크기의 검은 배경을 가진 영상의 왼쪽 위에 위치시켜 생성한 타겟영상이다.

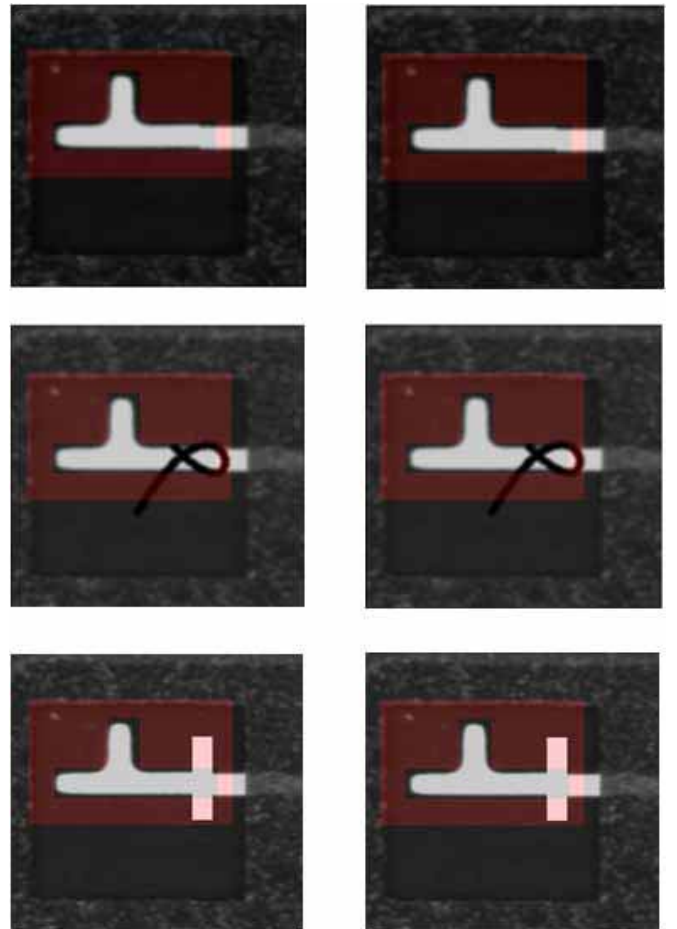


그림 3 M1 모델영상과 T1-1, T1-2, T1-3에 타겟영상에 대한 매칭결과

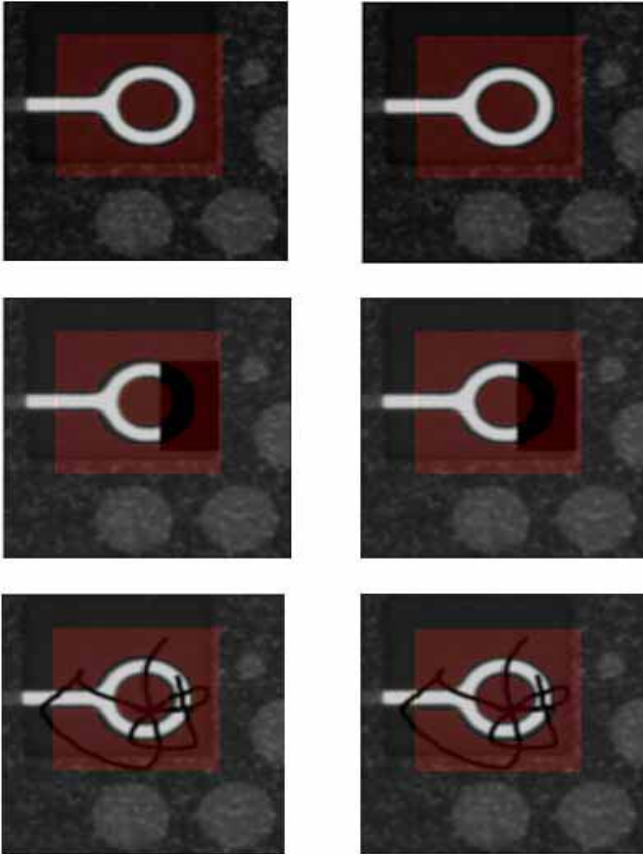


그림 4 M2 모델영상과 T2-1, T2-2, T2-3에 타겟영상에 대한 매칭결과

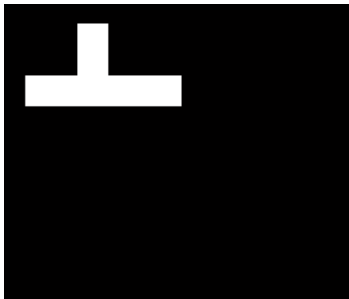


그림 5 모델영상으로부터 얻은 타겟영상

표 3과 표 4는 에칭에 의한 강인성은 확인하기 위하여 타겟영상을 0~6 반경을 가지는 'disk' 구조요소에 의해 침식(Erode)시키고, 마스크의 크기가 3x3이고 sigma가 0.9인 가우시안 필터를 적용하고, offset (10, 10)을 적용한 후 패턴매칭 한 결과이다. Offset을 (10, 10)으로 했기 때문에 표 3, 4에서 이동정보의 정답은 각각 (60,60)과 (50, 70)이다. 타겟영상을 침식시키면 기존의 NCC방법에서는 여러 개의 최대값이 나오게 되는데 본 논문에서는 여러 개의 최대값의 무게중심을 구하여 최종위치로 판단하였다. 표 3과 표 4의 결과로부터 거리변환 기반의 매칭 알고리즘이 기존의 밝기 값만을 이용했을 때 보다 강인하게 매칭됨을 확인할 수 있다. 즉 제안한 알고리즘이 에칭 요소에 강인함을 확인할 수 있다.

표 3 M1영상에서의 에칭공격에 대한 강인성 비교

Method Element	NCC	DTNCC	Cutting (%)
0	(50.00,70.00)	(49.99,70.00)	0
1	(50.00,70.00)	(49.99,70.00)	11.84
2	(49.42,69.42)	(49.98,70.00)	23.27
3	(48.42,68.42)	(49.96,70.00)	34.38
4	(49.24,67.38)	(49.95,70.00)	45.07
5	(48.62,66.42)	(49.94,70.00)	55.51
6	(45.38,65.38)	(49.91,70.00)	65.46
7	(44.38,64.42)	(49.87,70.00)	75.00
ERROR MEAN			
	(1.83,2.32)	(0.05,0.00)	

표 4 M2영상에서의 에칭공격에 대한 강인성 비교

Method Element	NCC	DTNCC	Cutting (%)
0	(60.00,60.00)	(60.00,60.00)	0
1	(60.00,60.01)	(60.01,60.02)	12.89
2	(59.68,59.77)	(60.00,60.02)	25.65
3	(60.66,60.67)	(60.01,60.02)	40.29
4	(57.52,59.34)	(60.02,60.07)	53.01
5	(58.42,57.42)	(60.01,60.10)	69.11
6	(60.01,55.49)	(60.01,60.01)	81.70
7	(60.00,55.38)	(59.98,59.76)	94.22
ERROR MEAN			
	(0.63,1.66)	(0.01,0.06)	

4. 결론

본 논문에서는 AOI시스템에서 효과적으로 사용할 수 있는 거리특징을 이용한 패턴매칭 알고리즘을 제안하였다. 거리변환은 물체의 중심에 가중치를 두기에 모델을 타겟물체의 중심으로 매칭시켜줄 수 장점이 있다. 따라서 기존의 밝기 값 기반의 매칭 알고리즘보다 정확하고 강인하게 매칭할 수 있다. 하지만 타겟영상의 물체중심이 파손되면 매칭이 불가능한데 이러한 문제점은 모폴로지 알고리즘을 이용하여 파손된 부분을 채워주어 해결 가능하다.

실제 생산현장에는 에칭뿐 만 아니라 회전도 발생하게 되는데 본 논문에는 회전을 고려하지 않고 있다. 향후 회전정보까지 정확하게 찾을 수 있는 알고리즘을 개발하여 효과적으로 생산현장에서 사용할 수 있게 할 예정이다.

감사의 글

본 연구는 삼성전기 지원을 받아 수행되었다.

참고문헌

- [1] S. Manickam, S. D. Roth, T. Bushman, "Intelligent and Optimal Normalized correlation for High-Speed Pattern Matching," *NEPCON WEST 2000*, 2. 2000
- [2] D. Tsai and C. Lin, "Fast normalized cross correlation for defect detection," *Pattern Recog. Lett.*, vol. 24, pp. 2625-2631, 11. 2003.
- [3] J. H. Jung, H. S. Lee, J. H Lee and D. J. Park, "A Novel Template Matching Scheme for Fast Full-Search Boosted by an Integral Image," *Signal Processing Letters, IEEE*, vol. 17: 17, pp. 107-110, 2010.
- [4] J. P. Byrne, P. E. Undrill, R. P. Phillips, "Feature based image registration using parallel computing methods," *Proc. of the First Conference on Visualization in Biomedical Computing*, pp. 304-310, 1990.
- [5] D. M. Gavrilu and J. Giebel, "Virtual sample generation for template-based shape matching," *Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1, pp. 1-676-1-681, 2001.
- [6] D.G. Lowe, "Object recognition from local scale-invariant features," *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, pp. 1150-1157, 1999.
- [10] R. Fabbri, L. D. F. Costa, J. C. Torelli, O. M. Bruno, "2D Euclidean distance transform algorithms: A comparative survey," *ACM Computing Surveys*, vol. 40, no. 1, Article 2, pp. 2:1-2:44 , 2003.
- [7] G. J. Grevera, "The dead reckoning signed distance transform," *Comput. Vision Image Understanding*, vol. 95, pp. 317-333, 9. 2004.
- [8] L. Ikonen and P. Toivanen, "Shortest routes on varying height surfaces using gray-level distance transforms," *Image Vision Comput.*, vol. 23, pp. 133-141, 2005.
- [9] L. Ikonen and P. Toivanen, "Distance and nearest neighbor transforms on gray-level surfaces," *Pattern Recog. Lett.*, vol. 28, pp. 604-612, 2007.
- [10] M. W. Wright, R. Cipolla and P. J. Giblin, "Skeletonization using an extended Euclidean distance transform," *Image Vision Comput.*, vol. 13, pp. 367-375, 6. 1995.
- [11] S. Holzer, S. Hinterstoisser, S. Ilic and N. Navab, "Distance transform templates for object detection and pose estimation," *IEEE Conference Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1177-1184, 2009.
- [12] H. F. Ng, "Automatic thresholding for defect detection," *pattern recognition letters*, vol. 27, pp.1644-1649, 2006.