

수직 및 수평 방향의 밝기값을 이용한 용접 비드 검출 검사

이재은¹, 김종남^{1*}

¹부경대학교 컴퓨터·인공지능공학부

Welding Bead Detection Inspection Using the Brightness Value of Vertical and Horizontal Direction

Jae Eun Lee¹, Jong-Nam Kim^{1*}

¹Division of Computer Engineering and AI, Pukyong National University

요 약 SRD(Shear Reinforcement of Dual Anchorage)는 건축 현장에서 철근 콘크리트 구조물의 안전성을 보장하는 데 사용된다. 전단 보강제를 만들 때에는 용접이 사용되며, 용접은 제품의 생산성 및 경쟁력을 좌우하는 데 중요한 역할을 한다. 따라서 용접 비드 검출 검사가 필요하다. 본 연구에서는 용접 비드의 영상 자료를 이용하여 용접 비드를 검사하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 먼저 영상 내 수직 방향으로 밝기값을 계산한 뒤, 밝기값 분포의 50% 높이 지점에 해당하는 위치를 영상에서 찾아서 수직 방향으로 용접 비드를 분할한다. 그리고 수평 방향에 대해서도 동일한 방법으로 용접 비드 영역을 분할한 뒤, 분할 영상을 분석하여 용접비드 유무를 검사한다. 제안한 알고리즘은 관심 영역을 먼저 지정한 뒤 분석을 수행하여 연산량을 감소시켰다. 또한 SRD 영상에서 모재와 용접 비드 영역 사이에 밝기값의 차이 특징을 이용하여 수직 및 수평 방향의 모든 밝기값을 이용함으로써 정확도를 높일 수 있었다. 실험에서는 용접 비드 유무를 검출하기 위한 방법들로서 K-평균, k-최근접 이웃 등 5개의 알고리즘을 이용하여 분석 결과들을 비교하였으며, 타 알고리즘들에 비해 제안한 알고리즘의 정확도가 가장 높음을 보였다.

• 주제어 : 용접 비드, 분할, 밝기값, 품질 검사, SRD

Abstract Shear Reinforcement of Dual Anchorage(SRD) is used to reinforce the safety of reinforced concrete structures at construction sites. Welding is used to make shear reinforcement, and welding plays an important role in determining productivity and competitiveness of products. Therefore, a weld bead detection inspection is required. In this paper, we suggest an algorithm for inspecting welding beads using image data of welding beads. First, the proposed algorithm calculates a brightness value in a vertical direction in an image, and then divides a welding bead in a vertical direction by finding a position corresponding to a 50% height point of the brightness value distribution in the image. The welding bead area is also divided in the same way for the horizontal direction, and then the segmentation image is analyzed if there is a welding bead. The proposed algorithm reduced the amount of computation by performing analysis after specifying the region of interest. In addition, accuracy could be improved by using all brightness values in the vertical and horizontal directions using the difference of brightness between the base metal and the welding bead region in the SRD image. The experiment compared the analysis results using five algorithms, such as K-mean and K-neighborhood, as a method to detect if there is a welding bead, and the experimental result proved that the proposed algorithm was the most accurate.

• Key Words : Welding bead, Segmentation, Bright value, Quality inspection, SRD

Received 02 December 2022, Revised 16 December 2022, Accepted 26 December 2022

* Corresponding Author Jong-Nam Kim, Division of Computer Engineering and AI, Pukyong National University, 45, Yongso-ro, Nam-gu, Busan, Korea. E-mail: jongnam@pknu.ac.kr

I. 서론

전단 보강재는 건축 현장에서 철근 콘크리트 구조물의 전단 파괴를 방지하는 보강재이다. 그림 1은 전단보강재의 한 종류인 SRD 전단 보강재인데 그림에서와 같이 왼쪽, 오른쪽 그리고 중앙의 3개 모제가 용접되어 있다. 즉, 그림 2와 같이 하나의 SRD 전단 보강재에는 4개의 위치에 용접해야 한다. 용접은 제품의 생산성 및 경쟁력을 좌우하는 데 중요한 역할을 한다. 따라서 제품의 정품 유무를 판단하기 위해서는 용접 품질 검사가 필수적이다. 용접 품질 검사 방법에는 육안 검사, 누설 검사, 단면 매크로 검사 등 여러 가지 방법들이 있다. 하지만 현장에서는 아직까지 육안 검사를 통한 품질 검사가 진행되고 있으며 이는 검사자의 수준에 따라 검사 결과가 바뀔 수 있기 때문에 제품의 신뢰성이 낮아질 수 있고 검사 시간이 오래 걸릴 수 있다.

본 연구에서는 영상처리기법을 이용한 용접 품질 검사 방법을 제안한다. 영상처리기법을 사용하기 위해서는 먼저 용접 비드 영역과 판재 영역을 분할해야 하는데 분할 결과에 따라 검사 정확도가 크게 달라질 수 있기 때문에 용접 비드 영역을 정확하게 분할하는 것이 중요하다. 영상 내 관심 영역을 검출하기 위하여 K-평균(K-means), K-최근접 이웃(K-Nearest Neighbor), 그래프컷(GraphCut), 분할(segmentation) 등 여러 가지 방법들이 연구되어 왔지만 용접 비드를 검출하기 위한 연구는 아직 많지 않다[1-12]. 또한 공장에서 자동화 품질 검사를 할 경우 검사 시간이 생산성에 영향을 미치기 때문에 검사 시간이 길지 않아야 한다.

본 논문에서는 용접 비드의 밝기를 이용하여 용접 비드 영역을 분할한 뒤 제품의 불량 유무를 검사하는 방법을 제안한다. 모제와 용접 비드 사이의 밝기 차이가 크다는 특징을 이용하여 수직 및 수평 방향으로 밝기 값을 조사한 뒤 용접 비드 영역을 분할하기 때문에 분할 정확도가 높으며, 용접 비드 영역을 지정한 뒤 분석을 수행하여 계산 속도를 높였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 영상 내 유효 영역을 분할하는 방법들을 소개한다. III장에서는 본 논문에서 제안하는 알고리즘에 대하여 기술하고, IV장에서는 제안한 알고리즘의 실험 결과를 분석한다. 마지막으로 V장에서는 본 논문에 대한 결론을 맺는다.



Fig. 1. SRD

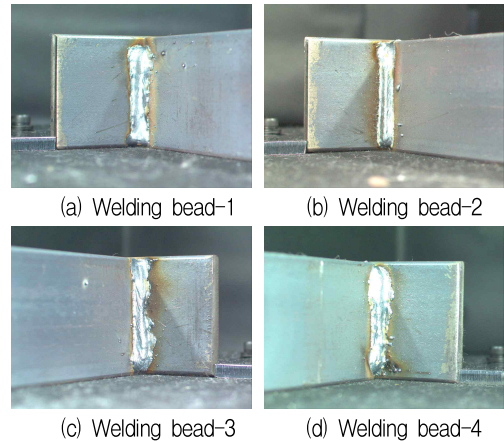


Fig. 2. SRD Welding beads

II. 관련 연구

용접 비드의 불량 유무를 판단하기 위해서는 먼저 용접 비드 영역을 분할해야 한다. 영상 내에서 관심 영역을 분할하기 위해서는 앞서 기술한 바와 같이 K-평균, K-최근접 이웃, 그래프컷, 그리고 분할 등이 있다. K-평균은 개체들 사이의 유사성을 이용하여 개체들을 군집으로 나누는 알고리즘이다. K-평균은 적용이 쉽다는 장점이 있으며 최근에는 K-평균과 함께 반복 가우시안 필터링(iterative Gaussian filtering), 캐니 엣지 분할(Canny edge detection) 그리고 찬-베스(Chan-Vese) 분할 방법들을 합쳐서 자기공명영상(MRI) 내 관심 영역을 분할하는 연구[1], RGB와 HSV 색 공간을 이용하여 K-평균으로 영상을 분할하는 연구[2], 적응형 K-평균 알고리즘을 이용한 영상 분할 방법[3] 등이 발표되었다. 하지만 K-평균은 군집 수를 사용자가 결정해야 하기 때문에 그 값에 따라 결과가 달라질 수 있으며 이상치(outlier)에 민감하다는 단점이 있다. K-최근접 이웃은 K-평균과 유사하게 비슷한 속성을 가진 자료들을 K개의 군집으로 분류하는 것이지만 차이점은 K-평

균은 비지도 학습이고 K-최근접 이웃은 지도학습에 속한다. K-최근접 이웃은 의료, 마케팅, 글자 및 얼굴 인식 등 다양한 분야에서 연구되고 있는데 Wazarkar 등은 관심 영역, 배경 및 모호한 영역을 검출하기 위하여 S-K최근접 이웃(S-KNN)을 이용한 연구[4], 농작물의 잎 영상 자료에 대하여 K-최근접 이웃 방법과 히스토그램 방법의 영상 분할 결과를 비교 분석한 연구[5] 등이 발표되었다. 하지만 K-최근접 이웃은 모든 데이터를 비교해야 하기 때문에 계산량이 많다는 단점이 있다. 그래프는 영상 내 지정된 영역의 분포에서 에너지 함수(energy function)의 최소화를 통하여 객체와 배경을 분할하는 알고리즘이다. 최근에는 적응형 k-평균(adaptive K-means)과 그래프를 합친 하이브리드 분할 방법으로 관심 영역을 검출하는 연구[6], 마스크 지역 기반 컨볼루션 신경망(Mask R-CNN)과 그래프를 이용하여 영상 내 암을 분할하는 연구[7]와 같이 그래프를 이용한 영상 분할 연구가 꾸준히 발표되고 있다. 하지만 배경이 복잡하거나 배경과 객체가 유사할 경우 정확도가 높지 않으며 최적의 결과를 얻기 위한 반복 작업으로 인해 수행 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. 이러한 어려움을 해결하기 위한 연구들이 제안되었지만, 여전히 다른 알고리즘들에 비해 계산 속도의 한계가 있다[8].

분할 방법 중 이진화(binanzation)는 회색조(gray scale)로 변환한 영상에 대하여 임계값을 기준으로 흑과 백으로 화소 값을 재설정하는 방법이다. 이진화에는 적응형 이진화(adaptive binanzation), 오츠 이진화(Otsu binanzation) 등이 있다. 적응형 이진화 알고리즘은 영상을 여러 영역으로 나눈 후 영역들을 이동하면서 주변 화소들을 고려하여 이진화한다. 최근에는 가느다란 스크래치와 같은 관심 영역과 배경 사이의 대비를 향상시키기 위하여 최적의 2차원 방향 필터를 설계한 뒤 적응형 이진화를 적용하여 관심 영역을 자동으로 검출하는 연구[9], 대조가 낮거나 잡음이 있는 영상에 대하여 일정 영역 내 화소들의 표준편차 및 엔트로피를 이용하여 구한 평균으로 임계값을 결정하고 관심 영역을 분할하는 연구[10] 등이 제안되었다. 하지만 적응형 이진화 알고리즘을 적용할 때 사용자가 직접 블록 크기(block size)와 파라미터(parameter)값을 결정해야 하며, 영역마다 임계값이 달라지기 때문에 계산량이 많다. 오츠의 이진화 알고리즘은 영상 히스토그램에서 분산을 최소화하는 임계값을 찾아 이진화를 적

용한다. Zhang 등은 오츠 및 엔트로피와 관련된 기준을 이용하여 향상된 2차원 퍼지 피셔(2D fuzzy Fisher)를 통해 실시간 내비게이션 영상으로부터 관심 영역을 분할하는 방법을 제안하였고[11], Ma 등은 고래 최적화 알고리즘(RAV-WOA)을 기반으로 오츠 방법을 목적 함수로 사용하여 다중 임계값으로 영상을 분할하는 방법[12]을 제안하였다. 하지만 오츠 알고리즘도 임계값을 모두 계산해야하기 때문에 속도가 느리며 관심 영역에 노이즈가 많거나 배경과의 분포 차이가 클 경우 최적의 임계값을 찾기가 어렵다.

III. 제안 방법

영상 내 SRD의 용접 비드 영역은 그림 2에서와 같이 주변의 다른 영역들에 비해 상대적으로 밝다는 특징이 있다. 본 논문에서는 해당 정보를 바탕으로 용접 비드 영역을 검출하고 불량 유무를 판단하는 방법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘의 절차는 그림 3과 같다. 먼저 계산량을 줄이기 위하여 그림 4와 같이 영상 내 용접 영역을 자른 뒤 수직 방향으로 평균 밝기값을 구한다. 이때 영상의 왼쪽에서부터 오른쪽까지 모든 열에 따른 RGB 값들을 구한 뒤 평균 밝기를 산출하며 그림 5와 같이 평균 밝기에 대한 분포도를 구한다. 분포도를 보면 평균 밝기값이 급변하는 지점들이 있는데 처음과 마지막에 해당하는 지점이 용접 비드의 시작과 끝 위치에 해당된다. 이를 구하기 위하여 평균 밝기 분포의 50% 높이에 해당하는 y 축 값을 계산해야 하며 해당 식은 아래와 같다.

$$B50_{ki} = \{ \max(B_{ki}) - \min(B_{ki}) \} \times 0.5 + \min(B_{ki}) \quad (1)$$

$$\text{where } k = v, h \\ i = 1, 2, \dots, N$$

여기서 B_{ki} 는 RGB 값들에 대한 평균 밝기, $B50_{ki}$ 는 평균 밝기 분포도의 50%에 해당하는 높이를 의미하며 N 개의 영상에 대하여 수직(v), 수평(h) 방향으로 계산할 수 있다. 평균 밝기에 대한 높이를 결정하기 위하여 실험을 수행하였으며 이때 50% 이하의 값일 경우 용접 비드 전체가 아닌 비드의 일부뿐만 분할이 되었다. 그리고 50% 이상일 경우 용접 비드뿐만 아니라 모재 영역까지 분할되거나 그림 5에서 보듯이 밝기

분포의 왼쪽과 오른쪽 높이가 같지 않으므로 용접 비드 영역을 제대로 찾을 수가 없었다. 따라서 평균 밝기에 대한 높이 50%에 대한 값은 실험을 통하여 결정하였다. 수직 방향에 대하여 식 (1)에서 구한 $B50_{vi}$ 와 평균 밝기값이 교차하는 두 개의 지점으로부터 그림 5와 같이 x 축에 해당하는 값들인 $Min(X_{vi})$ 와 $Max(X_{vi})$ 를 각각 구한다. $Min(X_{vi})$ 와 $Max(X_{vi})$ 는 각각 영상에서 용접 비드가 시작되는 지점과 끝나는 지점을 뜻한다. 따라서 $Min(X_{vi})$ 부터 $Max(X_{vi})$ 까지의 x 축 범위에 해당하는 영상의 영역인 Roi_{vi} 를 구한다. 다음으로 Roi_{vi} 영상을 이용하여 수평 방향으로 평균 밝기값을 구한다. 앞서 설명하였던 수직 방향에 대한 절차와 동일하게 수평 방향에 대해서도 계산하며, 이를 통하여 Roi_{hi} 영역을 산출한다. Roi_{hi} 은 수직 및 수평 방향으로 모두 수행된 결과이며 최종적으로 용접 비드 영역만 남게 된다.

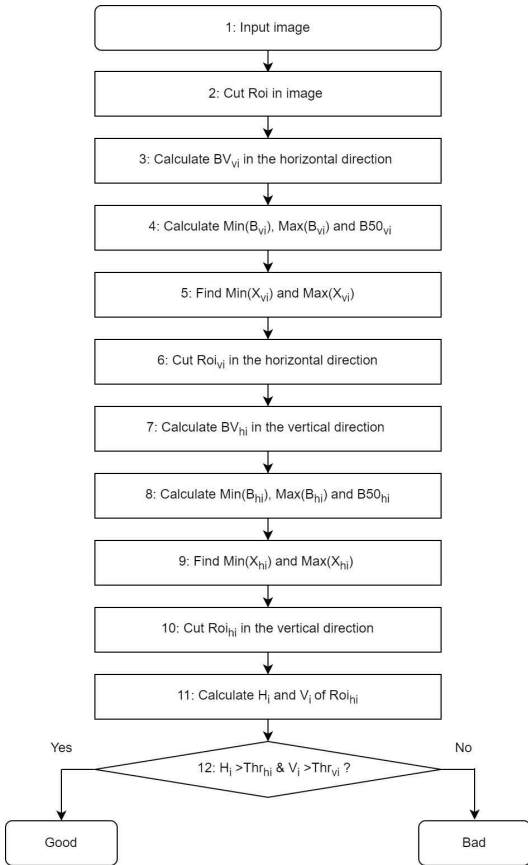


Fig. 3. Overall flow of the proposed algorithm

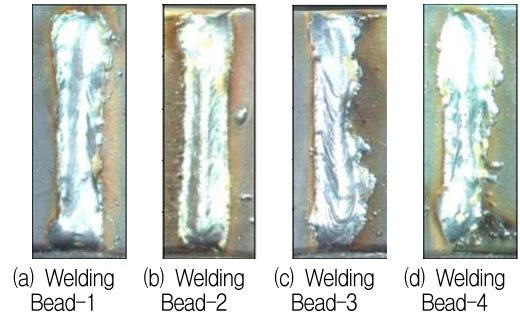


Fig. 4. Welding bead regions in SRD image

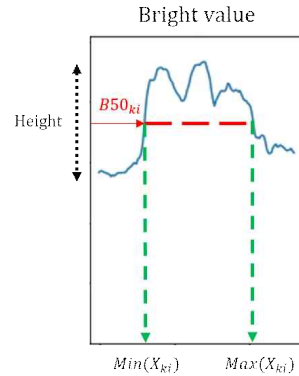


Fig. 5. The process of calculation of $B50_{ki}$, $Min(X_{ki})$ and $Max(X_{ki})$

Roi_{hi} 에 대하여 가로 길이인 H_i 와 세로 길이인 V_i 를 계산한다. H_i 이 미리 설정한 임계값 Thr_{hi} 보다 크고, V_i 이 Thr_{vi} 보다 크면 용접 비드가 있는 것으로 판단하고 아니라면 용접 비드가 없는 것으로 판단한다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 연구에서 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 수직과 수평 방향 각각에 대한 분할 실험 및 용접 비드 유무 검출 실험을 수행하였다. 분할 실험에서는 총 120개의 SRD에 대하여 하나의 SRD 당 4개의 용접 비드를 추출한 480개의 용접 비드 영상을 이용하여 분석하였다. 그리고 영상 분류 실험에서는 용접 비드 유무를 제대로 판단하는지 검증하기 위하여 한 개의 불량품을 포함하여 실험하였다. 불량품은 용접 비드가 전혀 없는 영상이며, 입력 자료들의 너비와 높이는 각각 256으로 적용하였다.

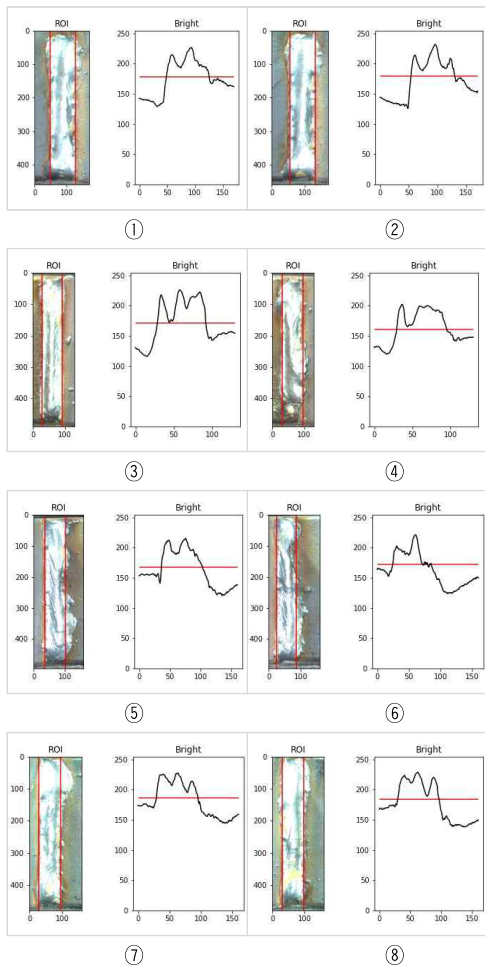


Fig. 6. Segmentation result for the horizontal direction of the welding bead

실험은 Window 10 Pro, Intel® Core™ i7010700k, 16GB, CPU@3.80GHz, NVIDIA GeForce RTX 2080 SUPER, 그리고 python 3.6 환경에서 수행되었다.

먼저 용접 비드 영상에 대하여 수직 방향으로 분할을 수행하였으며 결과는 그림 6과 같다. 그림 6에서의 각 결과 별 오른쪽 'Bright' 는 왼쪽 'ROI' 영역의 수직 방향에 따른 RGB의 평균값을 나타낸 것이며 이는 검은색 선으로 표현하였다. 여기서 붉은색 선이 의미하는 것은 위치별 RGB의 평균값인 검은 선에 대한 높이의 50%에 해당하는 부분을 의미한다. 여기서 50% 높이는 상기 진술한 바와 같이 실험을 통해 결정된 값이다. 그리고 그 값과 붉은 선이 만나는 양 끝 두 개의 지점인 x 축 값들은 각각 그림 6의 왼쪽 'ROI' 그림에서의 붉은색 두 선을 의미하며, 두 선 사이의

영상은 수직 방향에서의 분할 영상에 해당이 된다. 그림 6의 결과들에서 볼 수 있듯이, 제안된 알고리즘을 통하여 ①~⑧번 모두 용접 비드의 수직 방향에 대한 용접 비드 영역이 모두 검출된 것을 확인할 수 있었다.

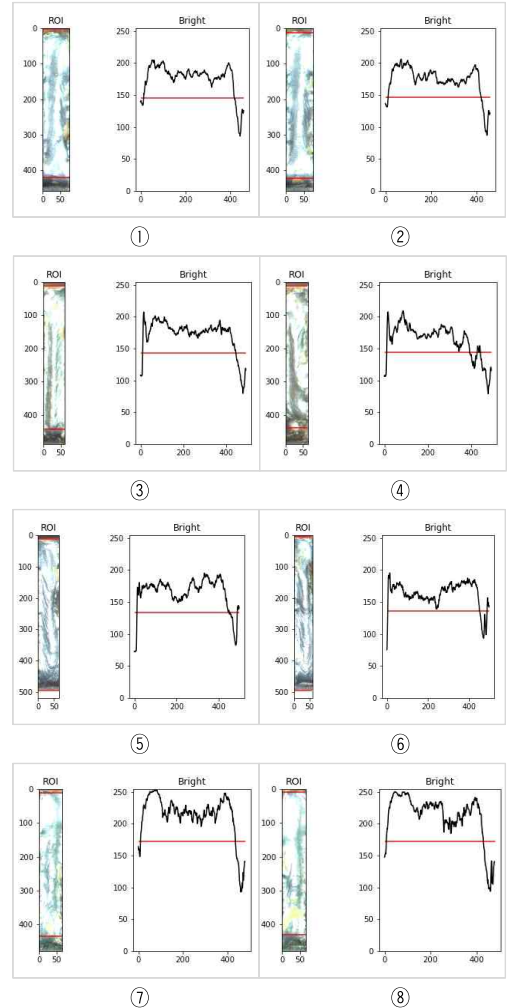


Fig. 7. Segmentation result for the vertical direction of the welding bead

그림 7은 그림 6과 같이 수직 방향으로 분할한 영상들에 대하여 제안한 알고리즘을 적용하여 수평 방향으로 분할을 수행한 결과이다. 여기서도 마찬가지로 그림 7의 왼쪽 'ROI' 영역의 수평 방향에 따른 RGB의 평균값은 오른쪽 'Bright' 그림에서 검은 선으로 나타내었으며, 해당 선 높이의 50%에 해당하는 부분은 붉은 선으로 표현하였고 실험을 통하여 50% 높이를 결정하였다.

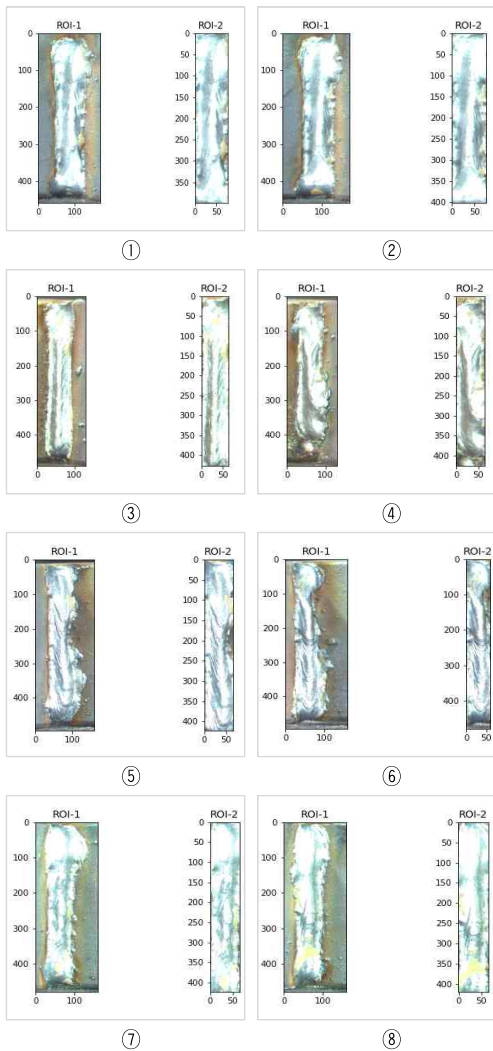


Fig. 8. Segmentation results using projection algorithm (left: welding bead, right: segmentation result)

그리고 검은 선과 붉은 선이 만나는 양 끝 지점의 x 축 값들은 각각 그림 7의 왼쪽 ‘ROI’의 위, 아래 붉은색 두 선을 의미하며 두 선 사이의 영역이 수평 방향의 분할 영역에 해당이 된다. 그림 7의 결과들을 보는 바와 같이 ①~⑧번 모두 용접 비드의 수평 방향에서도 용접 비드 영역이 모두 검출되었음을 확인할 수 있다. 그림 8은 제안한 알고리즘을 이용하여 분석한 결과들이며, 각 결과들에서 왼쪽의 ‘ROI-1’은 분할 전 SRD 용접 비드이고 오른쪽의 ‘ROI-2’는 수직 및 수평 분할 후의 SRD 용접 비드 영역을 나타낸다. 그림 8에서 볼 수 있듯이 그림 6와 그림 7의 과정을

통하여 모든 SRD 용접 비드의 수직, 수평 방향에 대한 영역들을 분할하여 최종적으로 용접 비드만을 추출할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

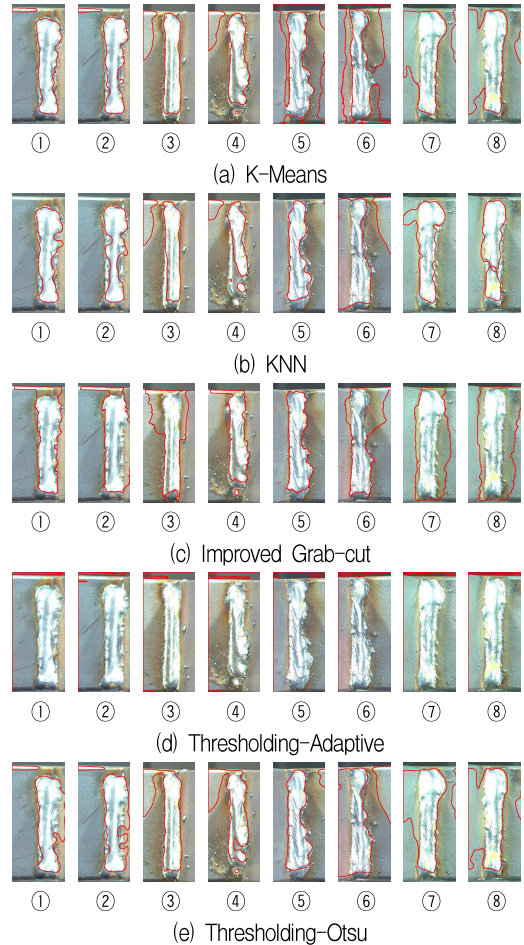


Fig. 9. Segmentation results of comparison algorithms

Table 1. Classification accuracy and computation time of the proposed and comparison algorithms

Algorithm	Accuracy(%)	Computation time(sec)
Proposed algorithm	100	29.00
Improved Grab-cut	99.79	679.20
KNN	99.58	183.03
Thresholding Otsu	99.38	16.24
HSV with K-means[2]	77.34	42.66
Thresholding Adaptive	38.25	16.31

그림 7의 과정을 통하여 모든 SRD 용접 비드의 수직, 수평 방향에 대한 영역들을 분할하여 최종적으로 용접 비드만을 추출할 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

제안 방법에 대한 결과를 비교하기 위하여 K-평균, K-최근접 이웃, 그래프, 그리고 이진화 방법 중 적응형, 오츠 알고리즘들을 각각 용접 비드 영상에 적용하였으며 그 결과는 그림 9와 같다. 여기서 영상 내의 붉은 선은 분할 영역을 뜻한다. K-평균 결과에서 ①번부터 ②번 영상까지는 용접 비드가 잘 분할되었지만 ③번에서 ⑧번 영상으로 갈수록 용접 비드 분할 영역이 점점 커지면서 비드가 아닌 부분까지 분할 영역으로 잘못 분할이 되었다. K-최근접 이웃에서 ①, ②, ⑤, ⑦, ⑧번 영상은 용접 비드 분할이 잘 되었지만 ③, ④, ⑥번 영상은 용접 비드 영역이 아닌 부분까지 분할이 되었거나 용접 비드의 일부분만 분할이 되었다. 그래프와 오츠 알고리즘에서도 대부분 용접 비드 영역 혹은 그 외의 부분까지 분할이 되었다. 하지만 적응형 알고리즘은 모두 용접 비드가 제대로 분할되지 못하였다. 따라서 K-최근접 이웃, 그래프, 오츠 알고리즘들의 분할 정확도가 상대적으로 높게 나타났다. 하지만 제안한 알고리즘의 분할 실험 결과인 그림 8과 타 알고리즘들의 실험 결과들인 그림 9를 비교해보면, 타 알고리즘들과 달리 제안한 알고리즘은 8개의 용접 비드를 모두 정확하게 분할하였음을 확인할 수 있었다.

앞서 언급한 알고리즘들을 이용하여 용접 비드 유무 판별 실험을 하였으며 실험 결과는 표 1과 같다. 용접 비드의 평균 세로 길이는 480, 평균 가로 길이는 70이므로 본 실험에서는 약 절반에 해당하는 비드가 있을 시 정품으로 판단하기 위하여 임계값 Thr_{hi} 와 Thr_{vi} 는 각각 40, 200으로 설정하였다. 해당 결과는 그림 8과 그림 9의 분할 결과들을 통해서도 짐작할 수 있듯이 제안한 알고리즘은 모두 용접 비드 유무를 100% 분류하였고 K-최근접 이웃, 그래프, 오츠 알고리즘은 99% 이상의 정확도를 보였다. 이 중 오츠 알고리즘은 정확도가 99.38%이고 실험 시간이 16.24초로 짧았다. 하지만 예를 들어 실제 현장에서 10,000개의 제품에 대하여 용접 비드 유무를 판단할 경우, 제안한 알고리즘은 오츠 알고리즘에 비해 다소 검사 시간이 길지만 모든 제품을 정확하게 검출할 확률이 높다. 하지만 오츠 알고리즘은 검사 시간이 제안한 알고리즘에 비해 짧지만 적어도 62개의 제품에 대해서는 제대로

판별하지 못한다는 단점이 있다. 실험 결과에서 적응형 알고리즘의 정확도는 38.25%로 가장 낮게 나왔고, K-최근접 이웃과 그래프 알고리즘들은 정확도가 높았지만 용접 비드가 없는 영상 자료를 제대로 분류하지 못하였으며 계산 시간이 각각 679.20초, 183.03초로써 가장 오래 걸렸기 때문에 사용하기 적절하지 않은 알고리즘이라고 판단되었다.

V. 결론

본 논문에서는 영상 내 관심 영역의 수직 및 수평 방향의 밝기값을 분석하여 용접 비드 영역을 분할한 뒤 용접 비드 유무를 검사하는 알고리즘을 제안하였다. 본 논문의 제안 방법은 입력 영상 중 분석 할 용접 비드 영역을 지정한 뒤 분석을 수행하여 불필요한 계산량과 시간을 줄일 수 있었다. 또한, 영상에서 수직 및 수평 방향으로 구한 밝기값들에 대하여 밝기값이 급격히 변하는 지점인 용접 비드 영역을 찾아내어 분할함으로써 용접 비드의 불량 검사 정확도를 향상시켰다. 제안한 알고리즘의 성능을 비교하기 위하여 그래프, K-평균, K-최근접 이웃 등 5개 알고리즘을 이용하여 정확도와 검사 시간을 비교하였으며, 제안한 알고리즘의 성능이 가장 우수함을 보였다. 추후에서는 용접 비드의 유무뿐만 아니라 용접 비드의 다양한 불량 형태들을 분류, 각 용접 비드의 형태학적 검출을 통한 불량 유무에 관하여 연구하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENTS

본 연구는 한국연구재단의 기초연구사업과 부경대학교 링크사업단으로부터 지원을 받아 수행된 연구 결과임.

REFERENCES

- [1] M. Nasor and W. Obaid, "Segmentation of osteosarcoma in MRI images by K-means clustering, Chan-Vese segmentation, and iterative Gaussian filtering," IET Image Processing, Vol. 15, No. 6, pp. 1310-1318, 2021.

[2] M. R. Hassan, R. R. Ema and T. Islam, "Color image segmentation using automated K-means clustering with RGB and HSV color spaces," Global Journal of Computer Science and Technology, Vol.17, No.2, pp.26-33, 2017.

[3] X. Zheng, Q. Lei, R. Yao, Y. Gong, and Q. Yin, "Image segmentation based on adaptive K-means algorithm," EURASIP Journal on Image and Video Processing, Vol. 68, No. 1, pp. 1-10, 2018.

[4] S. Wazarkar, B. N. Keshavamurthy and A. Hussain, "Region-based segmentation of social images using soft KNN algorithm," Procedia Computer Science, Vol. 125, pp. 93-98, 2018.

[5] B. M. S. Rangel, M. A. A. Fernández, J. C. Murillo, J. C. P. Ortega, and J. M. R. Arreguín. "KNN-based image segmentation for grapevine potassium deficiency diagnosis," International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP), pp. 48-53, 2016.

[6] S. Prabu, "Object Segmentation Based on the Integration of Adaptive K-means and GrabCut Algorithm," In 2022 International Conference on Wireless Communications Signal Processing and Networking (WiSPNET), pp. 213-216, 2022.

[7] M. P. Saranya, V. Praveena, M. B. Dhanalakshmi, M. K. Karpagavadivu and P. Chinnasamy, "Diagnosis of gastric cancer using mask R-CNN and GrabCut segmentation method," Journal of Positive School Psychology, Vol. 6, No. 4, pp. 203-206, 2022.

[8] Y. Li, J. Zhang, P. Gao, L. Jiang, and M. Chen, "Grab cut image segmentation based on image region.," In 2018 IEEE 3rd international conference on image, vision and computing (ICIVC), pp. 311-315, 2018.

[9] D. Huang, S. Liao, A. Sunny, and S. Yu, "A novel automatic surface scratch defect detection for fluid-conveying tube of Coriolis mass flow-meter based on 2D-direction filter," Measurement, Vol. 126, pp. 332-341, 2018.

[10] M. Zhang, S. Cheng, X. Cao, H. Chen, and X. Xu, "Entropy-Based Locally Adaptive Thresholding for Image Segmentation," SSRN, 2022.

[11] C. Zhang, Y. Xie, D. Liu, and L. Wang, "Fast threshold image segmentation based on 2D fuzzy Fisher and random local optimized QPSO," IEEE Trans. Image Process, Vol. 26, No. 3, pp. 1355-1362, Mar. 2017.

[12] G. Ma, and X. Yue, "An improved whale optimization algorithm based on multilevel threshold image segmentation using the Otsu method," Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 113, pp. 104960, 2022.

저자소개

이재은 (Jae-Eun Lee)



2013년 2월 : 부산대학교 통계학과 졸업(이학사)
 2015년 2월 : 부산대학교 통계학과 졸업(이학석사)
 2020년 2월 : 부경대학교 통계학과 졸업(이학박사)
 2020년 7월 ~ 현재 : 부경대학교 인공지능연구소 연구원

관심분야 : 머신러닝, 하이퍼파라미터 최적화

김종남 (Jong-Nam Kim)



1997년 2월 : 광주과학기술원 정보통신공학과 졸업(공학석사)
 2001년 8월 : 광주과학기술원 기전공학과 졸업(공학박사)
 2001년 8월 ~ 2004년 2월 : KBS 연구원
 2004년 3월 ~ 현재 : 부경대학교 IT융합응용공학과 교수

관심분야 : 비디오압축, 영상처리, 컴퓨터비전 등