

## 다중필터와 축지적 활성 윤곽선 알고리즘을 이용한 용접 비드 검출 및 판단 알고리즘

존 밀라히루<sup>1</sup>, 김영봉<sup>1</sup>, 이재은<sup>1</sup>, 김종남<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>부경대학교 IT융합응용공학과

### An Algorithm of Welding Bead Detection and Evaluation Using and Multiple Filters Geodesic Active Contour

John Milyahilu<sup>1</sup>, Young-Bong Kim<sup>1</sup>, Jae Eun Lee<sup>1</sup>, and Jong-Nam Kim<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>Dept. of IT Convergence & Applications Engineering, Pukyong National University

**요약** 본 논문에서는 다중필터와 축지적 활성 윤곽선 (geodesic active contour) 알고리즘을 이용하여 용접 비드 검출 및 용접 품질 판단 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 전단의 히스토그램 평활화와 가우시안 필터를 적용하여 용접 비드의 영상의 대비향상과 함께 영상을 부드럽게 하며, 영상의 잡음을 줄인다. 후에 활성 윤곽선 세그멘테이션과 형태학적 필터를 적용하여 용접 비드 영역을 검출하게 된다. 축지적 활성 윤곽선 영역화에서 매개변수인 팽창 힘을 이용하여 윤곽선을 팽창하거나 또는 축소시켜서 좀 더 정확하게 용접 비드를 검출하도록 한다. 용접 비드 영역을 검출한 후에 비드 영역의 유효 길이와 유효 폭의 비율을 이용하여 해당 용접의 품질 정도를 판단하는 방법을 제시한다. 실험을 통하여 제안한 알고리즘은 재현율 0.990, 정밀도 0.967, F-측정 0.978, IOU 0.896의 성능을 보였다. 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 용접 비드 분할에 주로 사용되는 기존의 알고리즘들을 이용하여 비교 분석하였다. 제안한 알고리즘의 성능이 우수함을 보였으며 용접 비드의 분할 및 평가 시간은 최대 0.6초가 걸렸다.

• 주제어 : 활성 윤곽선, 가우시안 필터, 형태학적 필터, 용접 비드, 영역화

**Abstract** In this paper, we propose an algorithm of welding bead detection and evaluation using geodesic active contour algorithm and high pass filter with image processing technique. The algorithm uses histogram equalization and high pass filter as gaussian filter to improve contrast. The image processing techniques smoothens the welding beads reduce the noise on an image. Then, the algorithm detects the welding bead area by applying the geodesic active contour algorithm and morphological operation. It also applies the balloon force that either inflates in, or deflates out the evolving contour for a better segmentation. After that, we propose a method for determining the quality of welding bead using effective length and width of the detected bead. In the experiments, our algorithm achieved the highest recall, precision, F-measure and IOU as 0.9894, 0.9668, 0.9780, and 0.8957 respectively. We compared the proposed algorithm with the conventional algorithms to evaluate the performance of the proposed algorithm. The proposed algorithm achieved better performance compared to the conventional ones with a maximum computational time of 0.6 seconds for segmenting and evaluating one welding bead.

• Key Words : Active contour, Gaussian filter, Morphological filter, Welding bead, Segmentation

Received 1 September 2021, Revised 29 September 2021, Accepted 30 September 2021

\* Corresponding Author Jong-Nam Kim, Dept. of IT Convergence & Applications Engineering, Pukyong National University, 45, Yongso-ro, Nam-gu, Busan, Korea. jongnam@pknu.ac.kr

## I. 서론

공학 분야의 기술 발전은 로봇, 인공지능, 그리고 품질 관리 등 다양한 산업 분야에 영향을 미치고 있다. 이러한 산업에서 생산된 물품들은 대부분 용접을 이용하게 되는데, 용접 비드의 품질은 전류·전압 공급, 용접기의 움직임, 용접 속도 등에 영향을 받는다[1].

용접 품질을 평가하기 위한 방법으로는 크게 자동화 관리 시스템과 육안 검사 방법이 있다. 최근 용접 비드를 분할하고 평가하기 위한 다양한 자동화 시스템들이 개발되고 있으며, 주로 활성화 윤곽선(active contour), 그래프 기반의 연결 성분(graph-based connected components), 스네이크 알고리즘(snake algorithms), 랜덤 워커(random walker), 측지(geodesics), 모폴로지 스네이크(morphological snakes) 등의 알고리즘을 사용한다[2]. 그리고 육안 검사 방법은 용접이 올바르게 되었는지를 육안으로 검사하는 방법으로써 이상하다고 판단되는 부분이 발견되었을 때 직접 육안으로 용접의 특성, 모양, 품질을 보고 평가한다[3]. 영상 처리를 할 때 위의 알고리즘을 통하여 높은 성능을 얻을 수 있으며, 특정 영상에 있는 잡음(noise)들을 제거할 수 있기 때문에 영상 분할에 효과적이다. 이러한 영상 처리의 전처리 기술에는 히스토그램 평활화(histogram equalization), 히스토그램 스트레칭(histogram stretching), 필터링(filtering), 스무딩(smoothing) 등이 있다. 위에서 기술한 영상 분할 알고리즘 중 활성화 윤곽선(active contour)은 흐릿한 경계선, 불연속적인 윤곽선 등과 같은 검출하기 어려운 요소들이 있더라도 영상 내의 특정 영상을 분할 할 수 있는 방법으로 잘 알려져 있다[4]. 하지만 이들 알고리즘에서는 이러한 요소들로 인하여 국부 최소점(local minima)에 갇힐 때가 있다. 또한, 특정 영상의 위치가 이동하였을 때 윤곽선 검출이 어렵다. 이로 인해 고해상도 영상에서는 정확도가 높지 않다는 한계가 있다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 해상도, 빛의 세기, 색상과 같은 제한된 조건들로부터 얻은 영상들 중에서 특정 영상과 배경 사이가 명확하게 구분되지 않는 영상을 분할하며, 분할된 용접 품질을 평가할 수 있는 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서는 복수개의 필터들과 함께 측지적 활성화 윤곽선 알고리즘(geodesic active contour algorithm)을 적용한다. 측지적 활성화 윤곽선은 어두운 영역 또는 기울기가 낮은 영역

에서 객체를 탐색할 때 자동으로 찾아내며, 감지할 객체의 외부 윤곽선이 확장될 때 직관적으로 찾아내는 장점이 있다. 대부분의 기존 알고리즘들 중 색상 및 표면의 질감 분할 알고리즘은 영상의 전경과 배경의 픽셀 정보에 대한 상관관계가 높으면 해당 문제를 즉시 해결하기가 어렵다. 이러한 단점은 임계 값, Grab-cut, 그리고 머신러닝과 같은 알고리즘들의 성능을 저하시킨다. 반면 측지적 활성화 윤곽선 알고리즘은 가우시안 필터와 함께 사용될 때 동적 및 낮은 경계선에서 민감하며, 영상에서 배경과 전경의 색상 정보가 서로 상관관계를 가지더라도 분할이 가능하다. 하지만 국부 최소 점에서 매우 민감하고 전체 윤곽선을 탐색할 때 많은 계산량이 필요하며, 확률 수렴에 의존하기 때문에 종종 느린 상황이 발생하기도 한다. 본 논문의 제안 방법은 우선 히스토그램 평활화와 가우시안 필터를 이용하여 영상 대비 향상과 함께 영상을 부드럽게 한 후에 활성화 윤곽선 알고리즘과 형태학적 필터를 적용하여 비드를 검출한다. 또한 유효 비드 길이와 폭의 비율을 이용하여 용접 품질의 정오 여부를 판별하는 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 최근 연구를 소개하고, III장에서는 본 논문에서 제안하는 알고리즘에 대하여 기술한다. IV장에서는 제안한 알고리즘의 실험 결과를 확인하고 분석한다. 마지막으로 V장에서는 본 논문에 대한 결론을 맺는다.

## II. 관련 연구

Haffner 등은 용접 분할 및 평가를 위하여 영상 엔트로피(entropy)를 적용하는 방법을 제안하였다[5]. 이는 영상 엔트로피, 모폴로지 연산에서 열림(opening) 및 닫힘(closing), 블러링(blurring), 임계 값(thresholding)과 같은 영상 전처리 기술들을 결합한 알고리즘이다. 뿐만 아니라 해당 연구에서는 전처리 없이 컨벌루션 신경망(convolutional neural network; CNN)을 이용한 분할 결과를 평가하였다. 그리고 영상에 통계적 엔트로피 함수를 사용함으로써 공간적 구조를 무시하고 영상의 특징을 얻을 수가 있었다. 하지만 밝기가 다양한 영상은 국부 최소 점에 영향을 미칠 수 있다는 단점이 있다. Liu 등은 부스티드 활성화 윤곽선(boosted active contours)을 이용하여 자동으로 아크용접을 검출하는 용융지 육안 추적 알고리즘(weld pool visual tracking

algorithm)을 제안하였다[6]. 이는 용접 과정 중에 높은 빛의 세기에 대한 강한 간섭이 있는 영상에 적합하다. 축지적 활성화 윤곽선(geodesic active contour)은 경계선을 검출하고 점진적으로 발달하는 윤곽선을 통한 영상의 본질적인 기하학적 척도를 유지하기 때문에 분할 문제에서 좋은 성능을 내는 것으로 잘 알려진 알고리즘이다[7]. 이는 점진적으로 작게 발달하는 유클리드 곡선에 착안하여 제안된 방법으로써 영상 내에 특정 영상들을 검출함에 따라 윤곽선들이 나뉘거나 병합하게 된다[8]. 또한, 국부 최소 점에 쉽게 갇힐 뿐만 아니라 수렴률도 낮기 때문에 특정 영상을 분할할 때 다른 액티브 컨투어 알고리즘들보다 성능이 더 우수하다고 알려져 있다[9].

모폴로지 스네이크는 영상 분할 알고리즘의 한 계열로써 축지적 활성화 윤곽선 또는 가장자리가 없는 활성화 윤곽선과 같은 알고리즘들과 비슷한 동작들을 수행한다. 전통적인 활성화 윤곽선은 수리적인 문제 때문에 성능을 약하게 만드는 부동 영상 배열에 편미분 방정식을 사용한다. 하지만 다른 활성화 윤곽선 또는 스네이크와 달리 모폴로지 스네이크는 팽창, 침식과 같은 모폴로지 연산자를 수행한다[10]. 또한, 전통적인 활성화 윤곽선보다 수치적으로 더 안정적이고 빠르다는 장점이 있다. Ma 등은 정규 항과 함께 초기화된 레벨 셋을 사용하는 의료 영상 분할에 축지적 활성화 윤곽선 알고리즘을 응용하여 빠른 연산이 가능한 알고리즘을 제안하였다[11]. 이는 초기 설정 방법을 이용한 전통적인 모폴로지 스네이크보다 빠른 반복적 합성 곱-임계값 방법으로 윤곽선을 근사하기 위한 특성 함수들을 사용한다. 하지만 기존의 알고리즘은 특정 영상의 위치가 변하거나 빛의 세기, 해상도 등에 영향을 많이 받기 때문에 영상 내의 특정 영상을 정확하게 검출하지 못하는 어려움이 있다.

본 연구에서는 히스토그램 평활화가 적용된 금속 비드 영상들에 대하여 팽창 힘을 적용한 모폴로지 축지적 활성화 윤곽선 알고리즘을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 점진적으로 발달하는 윤곽선을 국부 최소점으로 넓혀서 축소된 다른 최소 윤곽선을 찾지 못하도록 한다. 또한, 팽창 힘을 통하여 윤곽선이 사라지고 커지는 경사도 문제들을 모두 극복할 수 있도록 한다. 마지막으로, 적절한 임계값을 기준으로 분할된 영역을 경계하는 최대 사각형을 이용하여 분할 영역의 비율을 통한 금속 비드의 분할 품질을 평가한다.

### III. 제안 방법

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 다음과 같이 활성화 윤곽선 알고리즘의 두 가지 단점들과 기존에 제안된 알고리즘들의 한계점에 착안하여 제안되었다. 첫째로, 스네이크는 일반적으로 영상 내의 특정 영상에 가까워지지 않으면 윤곽선을 검출하지 못하므로 윤곽선 초기화가 필요하다. 두 번째로 특정 영상의 위치 변화를 따라갈 수 없기 때문에 매개 변수 초기화가 필요하다. 그리고 영상의 해상도, 빛의 세기에 영향을 많이 받는다. 이러한 어려움을 해결하기 위하여 본 논문에서는 용접 비드 영상의 히스토그램에 평활화를 하여 모폴로지 축지적 활성화 윤곽선 알고리즘을 적용하고자 한다. 여기서 평활화된 히스토그램을 통하여 입력 영상과 누적 확률 함수에 대한 선형 경향성을 파악하고 반영한다. 영상 분할 방법 중 잘 알려진 활성화 윤곽선은 에너지 공식(energy formulation)을 이용하여 정의할 수 있다. 하나의 윤곽선은  $i = 0, 1, 2, \dots, n-1$ 에 대하여  $n$ 개의 점  $u_i$ 로 정의되며, 내부의 탄력 에너지 항은  $E_{i\text{internal}}$ , 외부 가장자리에 대한 에너지 항은  $E_{i\text{external}}$ 로 정의한다. 내부 에너지 항은 윤곽선의 변형을 제어하고, 외부 에너지 항은 윤곽선의 적합을 제어한다. 에너지 함수  $E_{\text{contour}}$ 는 내부 에너지, 영상 자체의 에너지  $E_{i\text{image}}$ , 그리고 사용자에게 의해 설정된 에너지  $E_{\text{con}}$ 의 합이다.

$$\begin{aligned} E_{\text{contour}}^* &= \int_0^1 E_{\text{contour}}(u(s)) ds \\ &= \int_0^1 (E_{i\text{internal}}(u(s)) \\ &\quad + E_{i\text{image}}(u(s)) \\ &\quad + E_{\text{con}}(u(s))) ds \end{aligned} \quad (1)$$

내부 에너지는 아래와 같이 윤곽선의 연속성을 나타내는  $E_{\text{cont}}$ 와 윤곽선을 부드럽게 만드는  $E_{\text{curv}}$ 의 합으로 정의한다.

$$E_{i\text{internal}} = E_{\text{cont}} + E_{\text{curv}} \quad (2)$$

영상  $I(x, y)$ 에 대한 선, 가장자리, 그리고 영상의 끝점에 대한 에너지는 각각  $E_{\text{line}}$ ,  $E_{\text{edge}}$ ,  $E_{\text{end}}$ 이며, 영상 에너지는 영상 특징들에 대한 함수이다.

$$E_{image} = w_{line}E_{line} + w_{edge}E_{edge} + w_{end}E_{end} \quad (3)$$

여기서  $w_{line}$ ,  $w_{edge}$ ,  $w_{end}$ 는 각각 영상 특징들에 대한 가중치이다. 그리고 선 함수는 가우시안 필터 (gaussian filter)를 이용하여 영상을 부드럽게 처리한다.

$$E_{line} = filter(I(x,y)) \quad (4)$$

가장자리 함수는  $x, y$  방향의 가장자리를 검출한 뒤 기울기가 큰 가장자리 영역에서 윤곽선 에너지를 최소화하며 아래와 같다.

$$E_{edge} = -|\nabla I(x,y)|^2 = -|G_{\sigma} \nabla^2 I(x,y)|^2 \quad (5)$$

여기서  $G_{\sigma}$ 는 표준편차가  $\sigma$ 인 가우시안 프로세스 (gaussian process)이고,  $G_{\sigma} \nabla^2 I(x,y)$ 는 영상의 가장자리를 나타낸다. 또한  $g(\cdot)$ 는 단조 증가 함수로써 식 (6)에서 보는 바와 같이 영상의 가장자리를 부드럽게 한다.

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^2} \quad (6)$$

여기서  $G_{\sigma} = \frac{1}{\sqrt{(2\pi\sigma^2)}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$ 는 표준편차가  $\sigma$ 인 가우시안 필터 블록(gaussian filter block)이다.  $|\nabla G_{\sigma} * I|^2 \rightarrow 0$ 일 때 해당 영역에서  $g(I) \rightarrow 1$ 로 정의하고,  $|\nabla G_{\sigma} * I|^2 \rightarrow \infty$ 일 때에는 가장자리에서  $g(I) \rightarrow 0$ 로 정의한다. 히스토그램  $j(q)$ 가 밝기 수준  $q$ 에서 균일할 때 단조 변환(monotonic transformation)은  $q = \langle q_1, q_2 \rangle$ 로 정의된다. 여기서 단조 성질은 분포에서  $\sum_i j(q_i)$ 이  $\sum_i g(I(p_i))$ 로 수렴하는 것을 뜻하며, 여기서  $p = \langle p_1, p_2 \rangle$ 는 밝기 수준  $g(I)$ 이다. 이는 평활화된 히스토그램의 분포가 균등분포와 거의 같아진다는 것을 뜻한다. 그리고 분포에서  $j(q)$ 는  $g(I)$ 로 수렴하기 때문에,  $j(q)$ 는 평활화된 가장자리의 중심에서 최솟값을 얻게 된다.

만약 특정 영상의 윤곽선을 설명하는 초기 레벨 셋

함수가  $C_t = \{(x,y); \psi(x,y,t) = 0\}$ 이면, 함수  $\psi(x,y)$ 는 레벨 셋 중 하나로써 곡선을 포함하는  $C_t$ 가 된다. 또한, 아래의 식은 팽창 힘 연산자와 부드럽게 하는 모폴로지 연산자를 이용하여 수렴을 방지한다.

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = j(q) \cdot \psi \cdot |\psi| \quad (7)$$

그림 1은 위에서 설명한 제안 알고리즘의 절차를 나타내고 있다. 먼저 RGB 입력 영상을 흑백 영상으로 전환한 뒤, 가장자리는 유지하지만 잡음을 제거해주는 가우시안 필터를 적용한다. 그 후 활성화 윤곽선 알고리즘을 통하여 관심 영역에서 초기화된 레벨 셋에 모폴로지 연산(morphological operators)을 수행하는데 여기서 팽창 힘을 통하여 분할된 영역을 조정하게 된다.

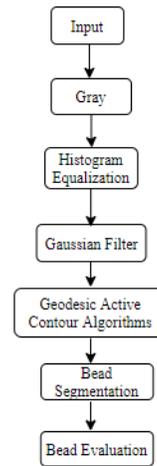


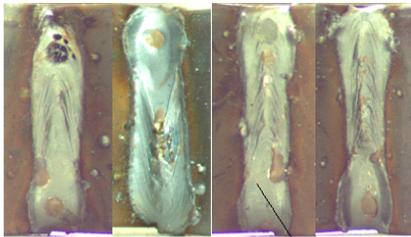
Fig. 1. Workflow of the proposed algorithm

#### IV. 실험 결과 및 고찰

본 장에서는 히스토그램을 통하여 영상의 특징을 파악하고, 특정 영상을 분할한 뒤 실험 결과를 확인하고 최신 알고리즘 결과들을 서로 비교한다. 실험은 windows 기반에서 각 프로세서당 2.9GHz인 6개의 프로세서가 있는 GPU i5에서 수행하였으며, python 환경에서 ‘skimage’와 ‘OpenCV’ 패키지를 사용하였다. 영상은 일정량의 빛의 세기에서 고해상도의 Basler 카메라를 이용하여 영상을 획득하였으며, 영상 크기는 2500x2000이다. 그리고 디지털 조도계를 이용하여 조

도를 측정하였다.

총 15개의 용접 비드 영상을 이용하여 실험하였다. 그림 2는 전체 자료들 중 일부 금속 비드 영상들이고, 그림 3은 그림 2에 대한 각각의 히스토그램이다. 그림 3에서 보는 바와 같이 히스토그램은 두터운 꼬리를 가진 가우시안 혼합 분포(mixed Gaussian distribution)이다. 이 분포는 금속판과 비드의 이변량 혼합 정규분포에 의해 두 개의 넓은 봉우리를 가지며, 이는 평균이 다르고 분산이 같은 등분산 성질을 갖는다. 금속 비드 영상에 잡음을 제거하기 위하여 영상 처리 기술을 사용하였다. 영상의 가장자리를 유지하면서 잡음을 제거하기 위하여 역 가우스 그래디언트 연산자(inverse Gaussian gradient operator)를 적용하였다. 이는 강도가 높은 영역에는 흰색으로 유지되고 나머지는 검정색으로 변환하며, 흑백 영상을 통하여 높은 경사와 낮은 경사의 영역을 구분한다. 그림 4는 역 가우시안 그래디언트 연산자를 적용한 영상의 히스토그램이며, 특정 영상에서 검출된 가장자리의 화소 분포를 나타낸다. 그림에서 보듯이 히스토그램들은 모두 왼쪽으로 긴 꼬리 모양을 가지는 분포이기 때문에 영상의 명암 대비를 높이기 위하여 히스토그램 평활화를 적용하였다.



welding bead

Fig. 2. Images for experimentation

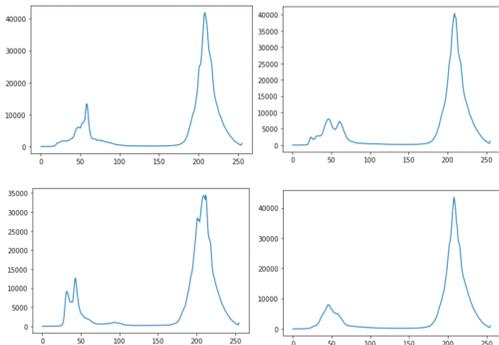


Fig. 3. Pixels' distribution of the welding bead images

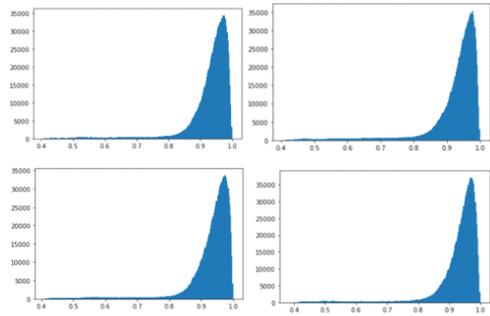


Fig. 4. Distribution of the image edges from the inverse Gaussian gradient operator

평활화된 가장자리 영역의 초기화된 레벨 셋에 모폴로지 연산자를 사용한 모폴로지 축지적 알고리즘을 적용하였다. 해당 알고리즘에는 윤곽선을 검출할 수 있는 중요한 네 가지 매개 변수들이 있다. 첫 번째는 분할 영역을 제한하기 위해 사용되는 초기 레벨 셋이고, 두 번째는 제한된 영역에 윤곽선을 추적하는 변수로써 수동 또는 자동으로 할당되는 임계값이다. 세 번째와 네 번째는 각각 영상을 부드럽게 해주는 스무딩과 영상의 가장자리 쪽으로 윤곽선을 밀어내는 팽창 힘이다.

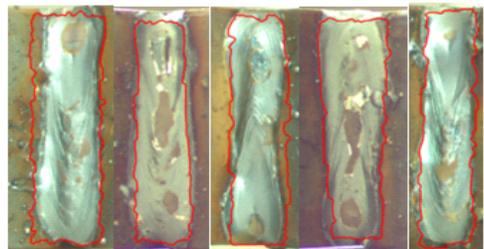


Fig. 5. Segmented beads using Geodesic Active Contour without preprocessing

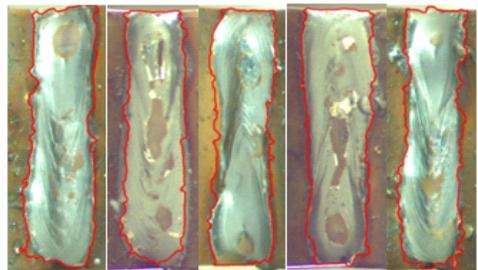
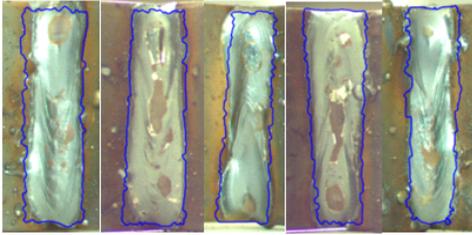
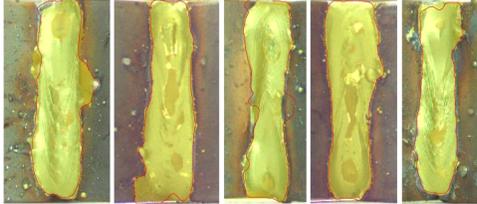


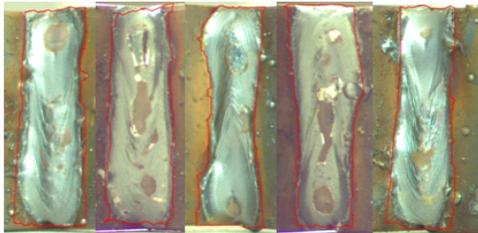
Fig. 6. Segmented beads using proposed algorithm



(a) Results from connected components



(b) Results from random walker



(c) Results from Haffner's method

Fig. 7. Segmentation results by connected components, random walker, and Haffner's method

팽창 힘이 양수일 때에는 윤곽선이 팽창되고 음수일 때에는 축소된다. 먼저 전처리 과정인 히스토그램 평활화를 하지 않고 모폴로지 축지적 활성화 윤곽선을 수행하였다. 분석 결과, 그림 5과 같이 큰 최소 값의 영향으로 인하여 가장자리를 검출하기가 어려워 용접 비드를 정확하게 검출하지 못하였다. 반면 제안한 알고리즘을 적용한 결과, 그림 6과 같이 전처리를 하지 않았을 때보다 용접 비드 검출의 정확도가 더 높다는 것을 알 수 있다. 하지만 용접 비드가 얇을 때는 비드를 검출하기가 어려웠다. 이를 통하여 용접 속도, 위치 등 환경에 따라 결과가 달라질 수 있다는 것을 알 수 있다.

제안한 알고리즘을 비교 분석하기 위하여 그래프 기반의 연결 성분, 랜덤 워커, Haffner 알고리즘을 이용하여 분석하였으며 결과는 그림 7과 같다. 그래프 기반의 연결 성분은 임계값, 모폴로지 연산의 열림과 닫힘 등 많은 전처리 과정들이 필요하여 계산량이 많

았다. 랜덤워커는 다른 알고리즘들보다 성능이 높았지만, 계산량이 많고 많은 수작업이 필요해서 계산 시간이 오래 걸렸으며 통계적 오류 때문에 잡음들이 발생하였다. 표 1은 모든 영상에 대하여 각 알고리즘별로 계산 시간을 측정한 결과이다.

Table 1. Computational time for segmentation algorithms

Algorithm	Computational time(s)
Proposed	0.67
Haffner et al.	0.52
Connected components	0.89
Random walker	248

마지막으로 사각형 내의 분할된 비드에 대한 최소 값의 분할 비율(segmentation ratio; SR)을 구하여 결과를 평가하였다. 이때 검출된 비드에는 흰색, 그 외에는 검은색으로 마스크(mask)으로 변환된다. 비드의 길이 임계값  $t = 0.1x$  보다 작다면 정품으로 분류하였다. 불량품의 영역이  $\sum_{j \neq i}^{n-i} l_j$ 로 주어질 때  $l_j$ 은 임계값  $t$ 보다 작은 분할된 비드의 수직 거리를 뜻한다. SR은 불량품 영역의 비율이며 아래와 같다.

$$SR = \frac{\sum_{j \neq i}^{n-i} l_j}{\text{length of the bead}}, \quad (7)$$

Table 2. Quality assessment of the segmented welding beads

Image	SR	BC
1	1.00	Bad
2	0.01	Good
3	0.71	Bad
4	0.03	Good
5	0.04	Good
6	0.26	Good
7	0.04	Good
8	0.01	Good
9	0.02	Good
10	0.10	Good
11	0.27	Good
12	0.08	Good
13	0.02	Good
14	0.10	Good
15	0.10	Good

식 (7)에서 구한 결과를 이용하여 식 (8)에서 비드의 품질이 분류된다.

### V. 결론

$$BC = \begin{cases} good \leq 0.3 \\ bad, otherwise \end{cases} \quad (8)$$

여기서 BC는 분할 비율에 따라 용접 비드가 분류되는 기준이 되며, 표 2는 용접 비드에 대하여 정량화한 평가 결과이다. 총 15개의 영상 중에서 용접이 잘못된 2개의 영상은 SR이 각각 1.00, 0.71이었고, 나머지 용접이 잘된 영상들은 임계값 0.3보다 낮은 값들이었다. 제안하는 방법의 평균 계산 시간은 0.6초 정도였다. 표 3은 재현율, 정밀도, F-측정, 그리고 자카드 지수(intersection over union: IOU)를 이용하여 알고리즘들을 평가한 결과이다. 여기서 *Img*는 영상을 뜻한다. 정확도와 재현율은 낮은 성능으로 이어지는 과소 및 과대 분할에 매우 민감하기 때문에 분할 품질을 측정하는데 가장 좋은 척도이다. 표에서 보듯이, 표본 영상들에 대하여 제안한 알고리즘의 성능이 기존 알고리즘들보다 대부분 높다는 것을 확인할 수 있다. 따라서 위의 실험 결과를 통하여 제안된 알고리즘은 높은 해상도의 영상에서 용접 비드를 분할할 때 높은 성능을 얻을 수가 있으며, 분할 비율을 통하여 용접 비드를 평가할 수 있다는 것을 확인할 수 있다.

Table 3. Segmentation Evaluation Metrics for algorithms used in experimentations

Algorithm	Metric	Img1	Img2	Img3	Img4	Img5
Proposed	Recall	0.957	0.987	0.968	0.909	0.990
	Precision	0.962	0.946	0.894	0.891	0.967
	F-Measure	0.970	0.966	0.929	0.900	0.978
	IOU	0.921	0.905	0.853	0.833	0.896
Haffner et al. [11]	Recall	0.949	0.961	0.931	0.926	0.957
	Precision	0.912	0.945	0.905	0.875	0.942
	F-Measure	0.930	0.953	0.918	0.900	0.950
	IOU	0.872	0.897	0.884	0.854	0.913
Connected components	Recall	0.836	0.892	0.854	0.790	0.934
	Precision	0.625	0.903	0.896	0.843	0.886
	F-Measure	0.715	0.897	0.874	0.816	0.909
	IOU	0.591	0.777	0.807	0.707	0.821
Random Walker	Recall	0.922	0.995	0.986	0.658	0.913
	Precision	0.895	0.957	0.952	0.582	0.852
	F-Measure	0.908	0.976	0.968	0.618	0.881
	IOU	0.863	0.895	0.902	0.451	0.748

본 논문에서는 특정 영상과 배경의 구분이 어렵고 해상도가 높은 용접 비드 영상에 복수의 필터링과 형태학적 축지적 활성화 윤곽선을 적용하며, 용접 비드의 품질 정오를 판단하는 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘에서는 영상의 대비 향상 및 영상의 윤곽선을 부드럽게 하는 스무딩과 윤곽선을 팽창 또는 축소할 수 있도록 하는 팽창 힘을 적용하는 축지적 활성화 윤곽선 알고리즘과 잡음 객체 제거를 하는 형태학적 필터를 사용하였다. 품질의 정오를 판단하기 위하여 유효폭과 유효길이의 비율을 계산하고 이를 판단하였다. 실험 환경이 실외거나 빛의 세기가 중간 또는 낮은 곳에서 해상도가 높은 영상을 분할하더라도 제안된 알고리즘에서는 좋은 성능을 보였다. 또한, 최신 기술의 알고리즘들보다 빠른 계산 속도와 함께 높은 성능을 보였으며, 평가 정확도도 높았다. 향후 연구에서는 대용량 자료에 대하여 딥러닝 기법을 적용할 수 있는 방안을 살펴볼 계획이다.

### ACKNOWLEDGMENTS

본 논문은 과학기술정보통신부 지역SW서비스 사업화 지원 과제, 한국연구재단의 기초연구사업, LINC+ 산학공동기술개발 과제 및 산업통상자원부와 한국산업기술진흥원의 지역혁신 클러스터 육성사업(R&D P0004797)의 지원으로 수행되었습니다.

### REFERENCES

- [1] H. I. Kurt, M. Oduncuoglu, N. F. Yilmaz, E. Ergul, and R. Asmatulu, "A Comparative Study on the Effect of Welding Parameters of Austenitic Stainless Steels Using Artificial Neural Network and Taguchi Approaches with ANOVA Analysis," *Metals*, Vol. 8, No. 326, pp. 1-13, 2018. .
- [2] J. He, C. S. Kim, and C-C. J. Kuo, "Interactive Segmentation Techniques Algorithms and Performance Evaluation," *SpringerBriefs in Signal Processing*, pp. 17-62, 2013.
- [3] O. Haffner, E. Kucera, and S. Kozak, "Weld Segmentation for Diagnostic and Evaluation Method,"

Cybernetics & Informatics, Levoca, Slovakia, pp. 1-6, 2016.

- [4] B. Wu, and Y. Yunyun, "Local- and Global-Statistic-Based Active Contour Model for Image Segmentation," *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 23, No. 4, pp. 1-16, 2012.
- [5] O. Haffner, E. Kucera, P. Drahos, and J. Ciganek, "Using Entropy for Welds Segmentation and Evaluation," *Entropy*, Vol. 21, No. 12, pp. 1-29, 2019.
- [6] J. Liu, Z. Fan, S. I. Olsen, K. H. Christensen, and J. K. Kristensen, "Boosting Active Contours for Weld Pool Visual Tracking in Automatic Arc Welding," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, Vol. 14, No. 8, pp. 1096 - 1108, 2017.
- [7] V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro, "Geodesic Active Contours," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 22, No. 1, pp. 61-79, 1997.
- [8] L. Álvarez, L. Baumela, P. Henriques, and P. M. Neila, "Morphological Snakes," *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Francisco, CA, pp. 2197-2202, 2010.
- [9] Z. Wang, and Y. Liu, "Active contour model by combining edge and region information discrete dynamic systems," *Advances in Mechanical Engineering* Vol. 9, No. 3, pp. 1-10, 2017.
- [10] L. Álvarez, L. Baumela, P. M. Neila, and P. Henriques, "A Real Time Morphological Snakes Algorithm," *Image Processing on Line*, Vol. 2, pp. 1-7, 2014.
- [11] J. Ma, D. Wang, X. P. Wang, and X. Yang, "A Fast Algorithm for Geodesic Active Contours with Applications to Medical Image Segmentation," *Computer Vision and Pattern Recognition* pp. 1-10, 2020.

## 저자소개

존 므라히루 (John Mlyahilu)



2009년 12월 : BS Mathematics,  
University of Dar es Salaam  
2014년 2월 : MS Statistics,  
Pukyong National University  
2018년 09월~현재 : PhD Student,  
Pukyong National University  
관심분야 : 멀티미디어 및 영상처리,

인공지능 등

이 재 은 (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, 영상처리, 하이퍼파라미터 최적화

김 영 봉 (Young-Bong Kim)



1987년 2월 : 서울대학교 계산  
통계학과 졸업(이학사)  
1989년 2월 : 한국과학기술원  
전산학과 졸업(공학석사)  
1994년 8월 : 한국과학기술원  
전산학과 졸업(공학박사)  
1994~1995년 : 삼성전자정보기술  
연구소 선임연구원

관심분야 : 컴퓨터 그래픽스, 3D 프린터, VR/AR

김 종 남 (Jong-Nam Kim)



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

관심분야 : 머신러닝, 영상처리, 컴퓨터비전 등