

선박 곡블록 자율제조 용접로봇을 위한 객체 분할 기반 기하 특성 추정 프레임워크

Segmentation-based Geometry Feature Estimation Framework for Autonomous Welding Robots in Curved Ship Block Manufacturing

김 창 조^{1b}, 조 유 성^{1b}, 김 강 민^{1b}, 손 형 일^{1b*}

(ChangJo Kim^{1,2}, Yuseung Jo^{1,2}, Gangmin Kim^{1,2}, and Hyoung Il Son^{1,2,3,*})

¹Department of Convergence Biosystems Engineering, Chonnam National University

²Interdisciplinary Program in IT-Bio Convergence System, Chonnam National University

³Research Center for Biological Cybernetics, Chonnam National University

Abstract: In ship manufacturing, welding robots are used for welding automation. However, welding robots are difficult to use in curved block environments due to structural complexities. To solve this problem, accurate recognition technology of curved ship block welding environment for welding robots is required. This study proposes an objective segmentation-based geometric feature estimation framework for autonomous welding robots in curved ship block manufacturing. The geometric feature estimation of curved blocks was performed using a vision sensor, and the curvatures were estimated through the Hessian matrix, and the slopes between the parts were estimated through RANSAC (Random Simple Consensus) and SVD (Singular Value Decomposition). Finally, the gaps between the parts were estimated through segmentation and geometric feature extraction combined with DWT (discrete wavelet transform) and soft-argmax. The geometric feature estimation performance was evaluated by comparing the actual values with the estimated values through a test bed. The results of the study demonstrate that welding robots can achieve accurate and efficient welding in curved ship block. Future work will apply the proposed geometric feature estimation framework to real curved ship blocks.

Keywords: welding robot, curved ship block, geometry feature estimation, segmentation

1. 서론

용접 기술은 구축 결합법으로 자동차 가공, 조선 및 해양 공학 등 다양한 금속 공업에 널리 이용되고 있는 산업의 필수적인 생산 기술이다[1,2]. 로봇공학과 인공지능의 발전으로 현대 제조업은 기계화와 자동화, 그리고 지능화로 빠르게 발전하고 있다[3]. 자동화 및 로봇 용접 로봇은 유연하고 효율적이며 정확한 작동으로 제조 경쟁력, 높은 생산성, 저비용, 그리고 우수한 품질을 확보하기 위해 제조업에서 널리 사용되고 있다[4]. 최근 선박 제조 공정에서 산업용 로봇을 사용한 자동 용접 시스템의 도입을 위한 연구가 진행되고 있다[5,6]. 로봇을 이용한 조선 블록 용접을 통해 기존 용접 방식에 비해 인력 의존도 감소, 전체 생산 기간 단축, 비용 절감 기회 파악을 통해 생산성을 향상시킬 수 있다[7]. 그러나 선박 제조 공정에서 로봇 용접의 효율성은 공정 변수, 용접 방법, 재료 특성, 환경 조건 등 여러 요인의 영향을 받는다[8].

용접 환경 조건을 인식하기 위해 평탄한 블록들은 접촉식 센서나 레이저 센서를 이용한 방식으로 작업 블록 내 형상 및 갭 위치 검출을 적용하고 있으나, 로봇의 모션에 장애가

되는 요소들이 있는 경우에는 용접 형태별 전용 캐리지를 적용하여 수동 용접을 실시한다. 특히, 곡면 형태의 블록들은 불규칙하고 비정형적이기 때문에 접촉식 센서를 이용한 방식은 실제 작업 블록 형태와 위치 등의 불일치가 발생한다. 이러한 불일치는 용접로봇의 부적절한 작업 모션을 통해 용접 품질 저하를 야기한다. 이를 해결하기 위해 곡블록 용접 환경과 같은 비정형적 작업 환경에서의 정확한 환경 조건 인식 시스템이 필요하다.

용접 부재 모델을 구성하고 용접 이음매를 찾기 위한 시각 센서의 사용은 자동화 용접을 달성하는데 매우 중요하다[9,10]. 시각 센서는 용접 작업에 대한 시각적 피드백을 제공함으로써 용접로봇에서 중요한 역할을 한다[11]. 시각 정보를 통해 얻은 정보는 많고 정확한 정보를 제공하며 간접 방지 능력이 더 뛰어나다[12,13]. 사람의 시각이 필요하거나 사람의 시각을 감지할 수 없는 상황에서 머신 비전 기술은 탁월한 성능을 발휘할 수 있어 용접로봇에 비전 센싱 기술이 널리 사용된다[14].

특히, 이러한 용접로봇은 AI 기반 비전 센싱에 대한 많은

* Corresponding Author

Manuscript received July 11, 2025; revised August 12, 2025; accepted September 1, 2025

김창조: 전남대학교 융합바이오시스템기계공학부 대학원생(ckdwh12@jnu.ac.kr, ORCID[®] 0009-0009-9325-1135)

김강민: 전남대학교 융합바이오시스템기계공학부 대학원생(gangmin0321@jnu.ac.kr, ORCID[®] 0009-0007-3565-4900)

조유성: 전남대학교 융합바이오시스템기계공학부 대학원생(jsjo68@jnu.ac.kr, ORCID[®] 0000-0001-5312-2579)

손형일: 전남대학교 융합바이오시스템기계공학부 교수(hison@jnu.ac.kr, ORCID[®] 0000-0002-7249-907X)

※ 본 연구는 2024년도 산업통상자원부 및 산업기술기획평가원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임(RS-2024-00511865).

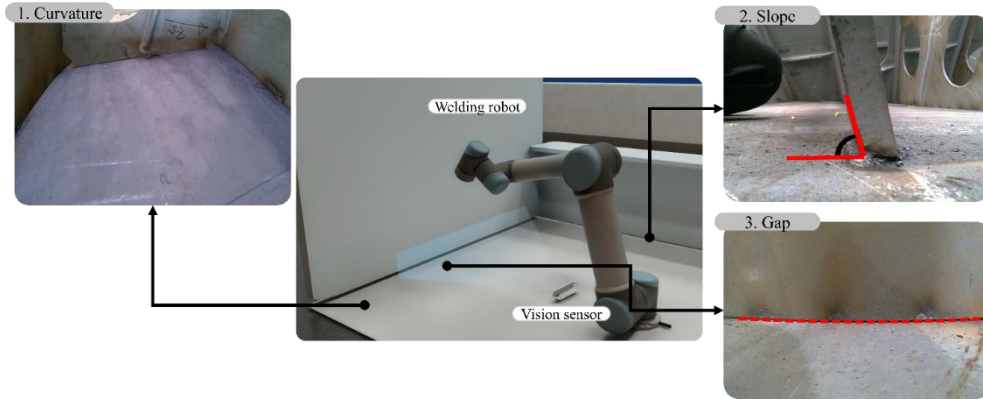


그림 1. 곡블록 용접 부재 기하 특성: 곡률, 기울기, 갭.

Fig. 1. Geometry features on welding member of curved ship block: curvature, slope, gap.

연구가 수행되고 있다[15]. 대형 평면 구성 요소에 대한 포인트 클라우드 정합 시스템을 제안하여 다중 시점 포인트 클라우드 정합을 달성하고 정합에 대한 유사 구조의 영향을 줄이기 위한 다중 스케일 특징 추출 네트워크(MFENet)가 제안되었다[16]. 튜브시트의 원형 용접 이음매에 대한 단안 카메라와 레이저 거리계를 사용한 사진 촬영을 기반으로 다중 이음매 포인트 클라우드 모델을 구성하는 방법을 제안하고 포인트 클라우드를 처리하기 위해 RANSAC 알고리즘 기반 복셀(voxel) 밀도 방법을 제안하여 다중 이음매 인식 방법이 제안되었다[17,18]. 6가지 전형적인 선형 용접 이음매에 대한 용접 유형을 인식하기 위해 Faster R-CNN 기반 머신 러닝 방법을 제안하고 용접 이음매의 초기 포인트 감지 및 위치 지정 방법이 제안되었다[19]. 깊이 카메라를 사용하여 머신 비전 기반 직선 용접 이음매에 대한 이미지 특징 추출 및 점군 인식을 수행하고 로봇 포즈 추정 및 용접물의 3D 재구성 방법을 제안되었다[20]. 3D 포인트 클라우드 매칭을 통해 시각적 포즈 추정의 정확도가 향상되었다. 위 연구들은 주로 다양한 유형의 용접에 대한 포인트 클라우드 모델 구축 또는 이음새 인식 등 단일 조건에 초점을 맞추었다. 그러나 용접 자동화를 위해 이음새 인식 및 다양한 유형의 용접 등 다중 조건에 대한 검출을 수행할 수 있는 용접 환경 인식 시스템이 필요하다.

본 논문에서 선박 곡블록 자율제조 용접로봇을 위한 객체 분할 기반 기하 특성 추정 프레임워크를 제안한다. 제안된 프레임워크는 기존 연구들과 달리 비전 센싱과 객체 분할 방법을 통합하여 곡블록 용접 환경의 핵심 기하 특성(곡률, 기

울기, 갭)을 단일 프레임워크를 통해 추정한다. 이러한 용접 환경 인식은 용접로봇이 불규칙적이고 비정형적인 용접 환경에 대하여 적합한 용접 작업 수행을 가능하게 한다. 제안된 프레임워크의 성능은 테스트 베드를 통해 실험적으로 검증되었으며, 이를 통해 향후 실제 조선 제조 현장 실험을 통해 검증하고자 한다.

II. 문제 정의

선박 제조 공정에서 용접 자동화를 위한 용접로봇은 평블록의 용접 환경에 한정되어 투입된다. 이는 평면적이고 규칙적인 구조에서 용접 경로의 예측이 상대적으로 용이하며, 단순한 센서 기반 부재 인식을 통해 용접로봇의 적용이 가능하기 때문이다. 그러나 곡블록 환경에서는 곡면 형태의 부재 구조적 문제로 인해 평블록 환경에서의 용접로봇 접근 방식을 그대로 적용되기 어렵다. 이를 해결하기 위해, 곡블록 용접 환경에서 용접로봇을 적용하기 위한 곡블록 용접 환경을 정확히 인식하는 기술이 필요하다.

평블록에 비해 곡블록은 바닥면이 곡면으로 구성되어 있으며, 그 위에 배치되는 내부재와 필렛 용접선이 3차원의 곡선으로 이루어져 있다. 이러한 곡블록 환경에서 필요한 대표적인 환경 조건은 그림 1에 나타나 있듯이 곡률, 기울기, 그리고 갭이다. 부재의 곡률은 전체적인 부재의 기하 특성에 직접적으로 영향을 미치므로, 곡률은 가장 우선적으로 인식이 필요하다. 또한, 부재 간 기울기는 곡률에 따라 다양하게 변할 뿐만 아니라, 중형경사각이 불규칙하게 변하여 용접로봇의

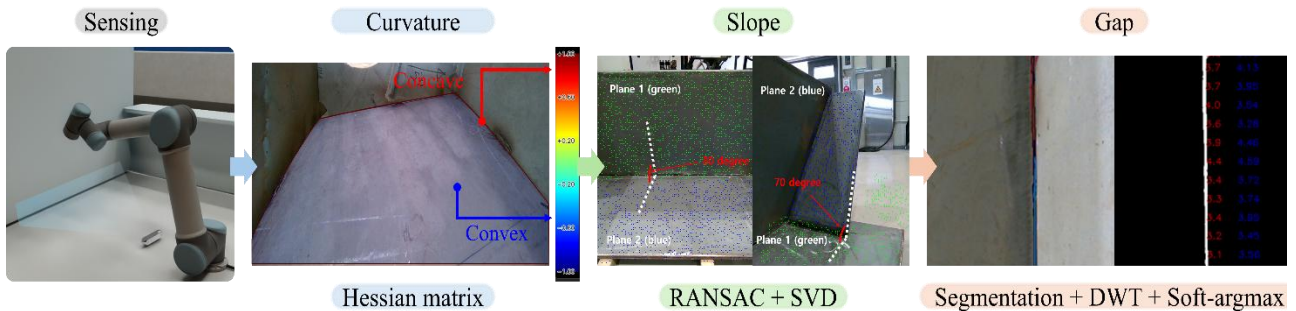


그림 2. 제안된 객체검출 기반 곡블록 기하 특성 추정 프레임워크.

Fig. 2. Proposed segmentation-based curved ship block geometric feature estimation framework.

자세 제어에 직접적으로 영향을 미치므로, 기율기에 대한 정확한 인식이 필요하다. 이러한 모든 요인을 통해, 부재 간 갭을 불규칙하게 변화게 하여 용접로봇을 이용한 용접 품질 저하 및 효율성을 감소시키므로, 갭의 정확한 인식이 필수적이다.

따라서, 곡블록 환경과 같이 비정형적인 용접 환경에서 부재들의 구조에 대한 정밀한 기하 특성 인식을 통해 용접로봇의 적용 가능성과 공정 효율성을 확보할 수 있다. 본 연구에서는 곡블록 용접 환경의 핵심 기하 요소인 부재 간의 곡률, 기율기, 그리고 갭을 인식하기 위한 객체검출 기반 선박 곡블록 기하 특성 인식 프레임워크를 제안한다. 제안된 프레임워크를 통해 불규칙적이고 비정형적인 곡블록 환경에서도 부재들의 기하 특성을 인식하여, 향후 로봇 경로 계획 등 용접 공정 자동화의 기반을 제공한다.

III. 곡블록 기하 특성 추정 프레임워크

다음은 본 논문에서 제안하는 객체분할 기반 선박 곡블록 자율제조 용접로봇을 위한 기하 특성 추정 프레임워크에 대해 설명한다. 해당 프레임워크는 그림 2에 나타내었으며, 총 3가지 용접 환경 인식 단계로 구성된다. 각 단계의 세부 내용은 다음과 같다.

1. 곡률

곡블록 표면의 곡률을 추정하려면 국소 주곡률(principal curvature) k_1, k_2 를 정확히 계산할 수 있어야 한다[21]. 본 연구는 RGB-D 카메라로 취득한 깊이 프레임에 Sobel 유한 차분(finite-difference)을 적용해 깊이 영상의 x 및 y 방향 변화를 도출한다[22]. 이후 이 변화량을 이용해 헤세 행렬(Hessian matrix)을 구성하고, 고유값을 통해 평균 곡률 $\mathcal{H}$ 를 산출한다. 도출된 $\mathcal{H}$ 는 곡블록의 핵심 기하량인 곡면 반경 $\mathcal{R}$ 추정에 사용된다.

곡률 추정 이전에 RGB-D 카메라의 깊이 프레임 $Z(x, y)$ 의 결측값을 점군 계산에서 제외하기 위해 측정되지 않은 픽셀을 제외한다. 이렇게 보정된 깊이 프레임에는 3×3 Sobel 유한 차분 기반 스텔실을 적용한다. 이후 중심 화소를 둘러싼 3×3 이웃 깊이 값을 Sobel 기반 스텔실 W_{ij} 과 곱한 뒤 합산함으로써, 연속 편미분을 근사한다. 이러한 근사 과정에서, 해당 픽셀의 x 방향 변화를 의미하는 $g(x, y)$ 는 식 (1)과 같이 계산된다.

$$g_x(x, y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 W_{ij}^x Z(x+i, y+j) \quad (1)$$

이때, 계산된 $g(x, y)$ 는 x 방향 1차 도함수 $\partial Z / \partial x$ 의 근사치가 된다. 동일한 방식으로 y 방향 스텔실에 대해 $\partial Z / \partial y$ 또한 계산 가능하다. 계산된 1차 도함수를 편미분한 2차 도함수는 식 (2)의 헤세 행렬 $H(x, y)$ 의 원소로 사용된다.

$$H(x, y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 Z}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 Z}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 Z}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 Z}{\partial y^2} \end{bmatrix} \quad (2)$$

여기서, 구성된 헤세 행렬의 고유값 λ_1 및 λ_2 는 각각 국소 주 곡률 k_1 과 k_2 이며, 이 주 곡률들의 산술 평균인 평균 곡률 $\mathcal{H}$ 를 식 (3)과 같이 도출한다.

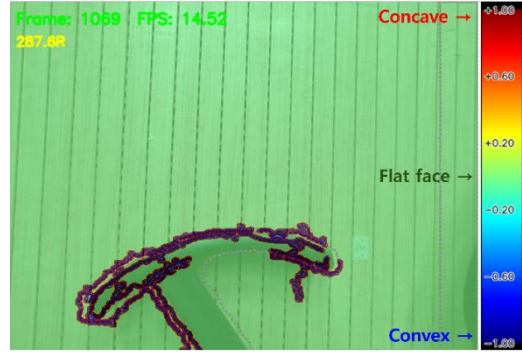


그림 3. 기하 특성 추정 프레임워크의 곡률 추정.

Fig. 3. Curvature estimation of geometric feature estimation framework.

$$\mathcal{H} = \frac{1}{2}(k_1 + k_2) \quad (3)$$

이후, 그림 3과 같이 실험적으로 설정되는 임계값 조건 $\mathcal{H} \geq \tau_{\text{curved}}$ 를 만족하는 화소만 관심 포인트로 선택한다. 그림 3에 나타냈듯이 포인트가 빨간색일수록 볼록한 영역을 나타내고, 파란색일수록 오목한 영역을 나타낸다. 관심 포인트들의 집합을 통해 유도되는 곡면 반경 $\mathcal{R}$ 는 다음과 같은 식 (4)로 정의된다.

$$\mathcal{R} = \frac{1}{|\mathcal{H}|} \quad (4)$$

곡면 반경 $\mathcal{R}$ 은 RGB-D 카메라의 depth map 기반 유클리드 거리 변환 상수 l 를 통해 실제 곡률 반경으로 변환된다.

2. 기율기

용접 부재의 기율기를 계산하기 위해 두 평면의 법선 벡터를 정확히 추정하는 것이 필요하다. 본 연구에서는 그림 4와 같이 RGB-D 카메라 FOV 내 존재하는 두 평면을 RANSAC 알고리즘을 이용해 평면을 추출한다. 이후, 단일값 분해(singular vector decomposition, SVD)로 법선 벡터를 얻는다. 추출된 평면들의 법선 벡터는 그림 5와 같이 용접 부재의 기율기 형상 특성을 계산하기 위해 사용된다.

RANSAC은 노이즈나 외란 포인트가 포함된 데이터에서도 목표 모델의 인라이어 집합을 통계적으로 분리해 내는 알고리즘으로[23], 이 프레임워크에서는 용접 부재 평면을 추출하기 위해 사용된다. 먼저 깊이 프레임은 s 개 픽셀 간격의 격자로 다운 샘플링(down sampling)하여 희소 포인트 집합 P_s 를

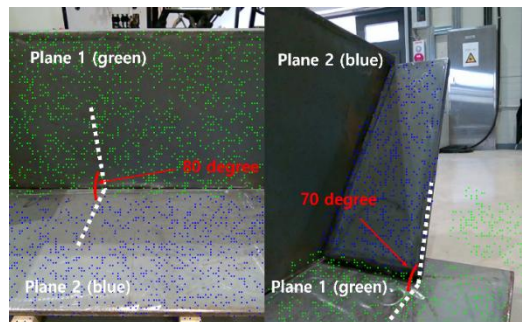


그림 4. RANSAC을 통해 추출된 용접 부재 평면.

Fig. 4. Welding seam plane extracted using RANSAC.

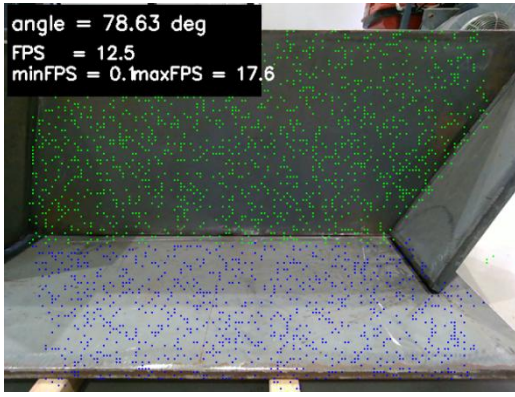


그림 5. 기하 특성 추정 프레임워크의 기울기 추정.

Fig. 5. Slope estimation of geometric feature estimation framework.

구성한다. 연산 부하를 일정하게 유지하기 위하여 이 집합 P_s 에서 N_s 개의 표본 포인트를 중복 없이 무작위로 추출한다. 이 표본 중 임의의 세 점으로 가설 평면 $\mathbf{n} \cdot \mathbf{p} + d = 0$ 을 정의하고, 모든 표본 $\mathbf{p}_i \in S$ 에 대해 평면 거리 $d_i = |\mathbf{n}^T \cdot \mathbf{p}_i + d|$ 를 계산한다. 각 포인트는 깊이 z_i 에 따라 설정되는 가변 임계값 $\Delta(z_i) = k(\alpha z_i^2 + \beta)$ 과 비교하여 평면에 속하는 인라이어를 판별한다. $d_i \leq \Delta(z_i)$ 인 점은 인라이어, 그 이상은 아웃라이어로 분류한다. RANSAC이 전 반복을 마치면 인라이어 개수가 최대인 가설이 벽 평면으로 확정된다. 가설이 선정되면 벽 인라이어 집합 P_{wall} 의 중앙 모멘트를 원점으로 이동시켜 식 (5)과 같은 3×3 공분산 행렬 Σ 를 구성한다.

$$\Sigma = \frac{1}{|P_{\text{wall}}|} \sum_{\mathbf{p} \in P_{\text{wall}}} (\mathbf{p} - \mu)(\mathbf{p} - \mu)^T \quad (5)$$

여기서 μ 는 인라이어들의 산술 평균 벡터이다.

SVD는 임의 행렬을 두 개의 직교 행렬과 하나의 대각 행렬로 분해하여 데이터의 주 분산 방향을 추출하는 선형대수 기법이다[24]. 여기서 평면을 구성하는 인라이어 점군의 분산이 가장 작은 축이 법선 방향이므로, 공분산 행렬에서 최소 분산 축을 안정적으로 식별하기 위해 SVD를 적용한다. RANSAC을 통해 구성된 공분산 행렬에 대한 단일값 분해는 식 (6), (7), 그리고 (8)의 형태로 표현 가능하다.

$$\Sigma = U \Lambda U^T, \quad (6)$$

$$U = [\mathbf{u}_1 \quad \mathbf{u}_2 \quad \mathbf{u}_3], \quad (7)$$

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3), (\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \geq 0) \quad (8)$$

이때, 평면 법선은 최소 분산 방향에 해당하므로 가장 작은 특이값 λ_3 에 대응하는 열벡터 $\mathbf{u}_3$ 를 해당 평면의 법선 $\mathbf{n}_{\text{wall}}$ 으로 설정한다. 이후, 연산에 해당되는 인라이어를 제외한 나머지 포인트에 대하여 같은 절차를 적용하면 카메라 FOV내 존재하는 다른 평면 인라이어 집합 P_{plane} 과 법선 $\mathbf{n}_{\text{wall}}$ 을 얻을 수 있다.

곡블록 용접 부재의 기울기는 카메라의 FOV 내 존재하는 두 평면 P_{wall} 과 P_{plane} 의 각도 관계로 정의한다. 두 평면 P_{wall} 과 P_{plane} 에 대한 법선 벡터 $\mathbf{n}_1, \mathbf{n}_2 \in \mathbb{R}^3$ 에 대해, 이들 사이 기울기 θ 는 식 (9)에 의해 산출된다.

$$\theta = \arccos(|\mathbf{n}_1^T \mathbf{n}_2|) \quad (9)$$

3. 갭

용접 부재 사이의 갭 추정은 용접 로봇이 실제로 인식하고 추종해야 하는 핵심 대상이므로, 단일 기법보다는 다중 접근 방식을 병합하는 것이 필수적입니다. 본 연구에서는 그림 6과 같이 Mask2Former [25]를 통해 갭 영역을 마스크하고 마스크 영역의 중심선을 생성한다. 이후, 생성된 중심선의 법선 기울기와 마스크 경계와 접하는 두 점을 이용하여 갭을 계산한다. 이 후, 이산 웨이블릿 변환(discrete wavelet transform, DWT)과 soft-argmax 기반의 후처리 과정을 통해 보다 더 정확하고 정밀한 갭을 계산한다.

갭 추정을 위해 인스턴스 분할(instance segmentation) 모델인 Mask2Former 모델을 사용하여 부재 사이의 갭을 인식하여 객체 분할(segmentation)을 수행한다. Mask2Former는 높은 정확도를 기반으로 널리 사용되는 Mask R-CNN보다 더 나은 마스크 품질을 제공한다[26]. 이후 마스크 영역 중심선인 중심 골격을 선정하기 위해 중심축 추출 변환 기반 중심선 추출을 진행한다. 중심 축 추출 변환 기법은 영역 안에 두 점과 내접하는 원의 중심점들을 서로 연결하여 생성된 선분이다. 그림 6과 같이 이진화 마스크 처리된 영역 안 경계로부터 생성 가능한 내접원들의 중심점들을 서로 연결하여 골격 축을 형성한다. 이때, 여러 내접원의 형성으로 인해 그림 6의 skeleton에 나타났듯이 잔가지를 보유한 골격이 형성된다. 각 내접원의 지름을 비교하여 그 중 가장 큰 값을 선택하고 해당 임계 값보다 길이가 작은 가지는 제거되며, 하나의 선분으로 형성된 중심 골격을 생성한다.

중심 골격은 좌측에서 우측(또는 위에서 아래) 방향으로 정렬되었으며, 픽셀 순서열 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 로 정의한다. 이후 X_s 는 골격 픽셀의 수직 분을 추출하는 집합으로 $X_s \subseteq X$ 로 정의한다. 그림 6와 같이 X_s 는 기준이 되는 골격 픽셀과 해당 픽셀 순서로부터 전, 후 픽셀 거리 d_p 만큼 떨어져 있는 픽셀로 구성된다. X_s 상에서 선택된 k 번째 픽셀인 s'_k 를 통해 얻어지는 기울기 각도는 다음과 같이 식 (10)로 정의된다.

$$\theta(s'_k) = \arctan\left(\frac{y_{k+p1} - y_{k-p1}}{x_{k+p1} - x_{k-p1}}\right) \quad (10)$$

추출된 $\theta(s'_k)$ 에 대한 법선 기울기 얻기 위해 90° 만큼 회전시켜 기울기 $\theta_n(s'_k)$ 얻는다. 추출된 법선 기울기 $\theta_n(s'_k)$ 와 해당 골격 픽셀 s'_k 를 이용하여 법선 방향으로 양방향 직선을 연장하고 마스크 경계와 교차하는 두 픽셀 q_{k1}, q_{k2} 를 추출한다. 이 두 픽셀의 쌍을 $Q_k = \{q_{k1}, q_{k2}\}$ 로 정의하며, 이 두 픽셀은 이 s'_k 기준으로 갭 양쪽 경계에 해당하는 지점이다. 전체 샘플링 지점들에 대해 얻어지는 모든 경계 점 쌍의 집합 Q 는 다음과 같이 식 (11)로 정의된다.

$$Q = \{Q_k \mid xk \in X_s\} \quad (11)$$

중심 골격으로부터 추출된 경계 쌍 Q_k 에 대해 깊이 값 z 를 제공할 수 있으며, 이는 3차원 좌표 형태로 확장할 수 있다. 결과적으로, 실제 3차원 공간상에서 실제 갭 간격을 추정할 수 있다.

추정된 실제 갭 간격은 객체 검출의 의존도가 높아 객체 검출에 대한 결과가 부정확하면 실제 갭과의 오차가 크게 증가한다. 이러한 문제를 보완하기 위해 그림 6의 후 보정 절차와 같이 이산 웨이블릿 변환 기반 후처리 기법을 통해 실제 경계를

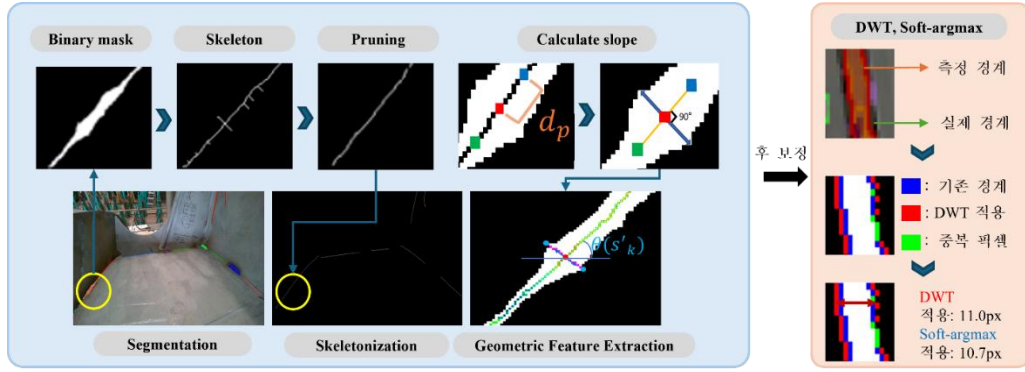


그림 6. 기하 특성 추정 프레임워크의 갭 추정.

Fig. 6. Gap estimation of geometric feature estimation framework.

나타내는 픽셀로 갭 경계를 조정한다. 이후 *soft-argmax*를 통한 더욱 정밀한 서브 픽셀 수준의 보정을 결합하여 경계점 추출을 수행한다. 이산 웨이블릿 변환은 신호의 순간적인 특성 변화나 급격한 변화를 잘 감지하는 강점을 가진다[27]. Q 픽셀 집합에 대해, 각 픽셀 중심으로 2픽셀 반경 내에 있는 픽셀 중 웨이블릿 수치가 가장 높은 픽셀로 경계 픽셀을 보정한다. 위치 k 에서 스케일 j 를 가지는 웨이블릿 계수 $W(j, k)$ 는 다음과 같이 식 (12)로 정의된다.

$$W(j, k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \psi_{j,k}(n) \quad (12)$$

여기서, $x(n)$ 는 입력 신호이며, $\psi_{j,k}(n)$ 는 k 와 j 에 따른 웨이블릿 함수이다. 식 (12)을 통해 고주파 (H) 및 저주파 (L) 성분이 분리되며, 두 주파수의 조합을 통해 4개의 서브 밴드를 추출하게 된다. 특히 HH, LH, 그리고 HL 계수영역은 국소적인 경계 변화에 매우 민감하여, 해당 계수 영역을 기반으로 보정 대상을 결정한다. 이때 보정된 경계 픽셀을 P 로 정의한다. 추출된 P 를 통한 갭 산출 방식은 정수 픽셀단위 기반 갭 추출 방식으로 서브 픽셀 수준의 위치 표현이 불가능하다는 한계가 존재한다. 이러한 제약을 극복하기 위해 *soft-argmax* 연산을 작용함으로써 서브 픽셀 수준의 픽셀 위치를 산출한다. *Soft-argmax* 연속적인 출력을 제공하므로, 서브 픽셀 수준의 정밀한 위치 추정이 가능하다. 중심 골격의 법선 벡터가 P 를 지날 때, P 를 중심으로 P 와 이웃하는 N 개의 법선 선분 위 픽셀들의 웨이블릿 계수 벡터 $S = [s_0, s_1, \dots, s_{N-1}]$ 를 구성한다. 이후 구성된 후보 위치들에 대해 *soft-argmax*는 다음과 같이 식 (13)으로 정의된다.

$$\text{Soft-argmax}(s) = \sum_{i=0}^{N-1} i \cdot (e^{s_i} / \sum_{j=0}^{N-1} e^{s_j}) \quad (13)$$

*Soft-argmax*는 위치 인덱스 i 에 대한 가중 평균을 계산함으로써, 연속적인 위치 추정이 가능한 보정 좌표를 산출한다. 이를 통해 객체 검출이 부정확하게 되어도 이산 웨이블릿 변환과 *soft-argmax*의 과정을 통해 부재 사이의 갭을 더 정밀하게 추정한다.

IV. 실험 및 결과

1. 데이터셋 및 학습 하이퍼 파라미터

본 논문에서 갭 추정을 위해 사용된 데이터셋은 조선소 선박 용접 부재 환경에서 Realsense D405와 Realsense D435i 카

메라를 통해 수집된다. 획득한 총 원본 이미지는 37장이며, 이미지 증강(augmentation)을 통해 89장의 데이터셋을 구성한다. 촬영한 RGB-D 이미지와 해당 이미지로 Mask2Former를 통한 인스턴스 분할 위 픽셀 단위 마스크로 구성된다. GPU 메모리 부하 감소 및 안정적인 학습 추론 속도 향상을 위해 원본 이미지 해상도 1280×720 에서 512×512 으로 *resize*하여 학습을 진행하였다. 효율적인 학습 안정성과 일반화 성능 향상을 위해 AdamW 옵티마이저를 사용하였다. 초기 학습률은 0.001, weight decay는 0.05, 배치 크기는 1로 약 100 epoch 동안 수행하였다. 학습 초반에는 10 iteration 동안 *warm-up*을 진행하여 안정적으로 가중치를 초기화한 후, 8000 iteration까지 다항식 학습률 스케줄링을 적용해 학습률을 점진적으로 감소시켰다.

2. 실험 환경

본 연구에서의 갭은 블록 내 부재 사이에 형성된 이음새로서 용접 로봇이 실제로 따라가야 하는 대상 부위이다. 곡블록 환경에서는 부재의 국소 곡률과 기울기가 공간적으로 불규칙하게 변해 용융 금속의 침투와 비드 안정성에 영향을 주므로, 자율 용접을 위해서는 갭, 기울기, 곡률의 신뢰도 높은 추정이 필요하다.

다만 본 절의 평가에서 실제 곡블록의 국소 곡률 반경이 $R \approx 5000 - 7000\text{mm}$ 이고 관측창 길이가 $L \approx 200\text{mm}$ 일 때 처짐(sagitta) $s = L^2/(8R)$ 가 약 1mm에 불과하여, 곡률 효과가 1차 근사에서 미소한 수준이다. 따라서 본 연구에서는 평탄 기판에서 갭·기울기 추정 오차를 먼저 규명하고, 곡률은 현장 규모에서 별도 단계로 종합 검증하고자 한다.

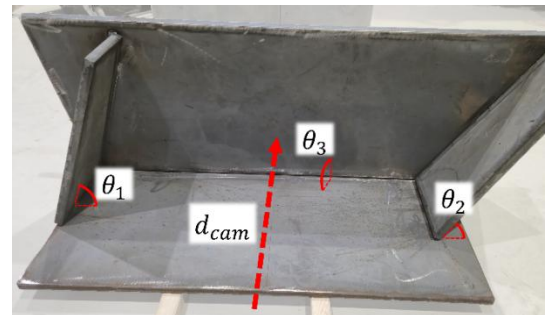


그림 7. 테스트베드 환경.

Fig. 7. Testbed environment.

본 연구에서는 제안된 기울기와 갭 추정 성능을 평가하기 위해 그림 7과 같이 곡률이 없는 테스트베드를 구성하였다. 테스트베드의 부재 간의 기울기는 $\theta_1 = 60^\circ$, $\theta_2 = 70^\circ$, $\theta_3 = 80^\circ$ 이 있으며, 부재 사이의 갭은 4mm이다. 기울기 추정 성능을 평가하기 위해 3가지 기울기에 대해 측정하여 수행하였으며, 테스트베드의 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 에 대한 20회 ($N_{deg} = 20$)를 수행하였다. 갭 추정 성능은 테스트베드로부터 d_{cam} (10cm, 20cm, 30cm) 거리에서 갭을 측정하여 수행한다. 정량적 정밀도 평가는 d_{cam} 가 동일한 조건으로 25번 반복 측정하여 수행한다.

3. 평가 지표

제안된 기하 특성 추정 프레임워크의 기울기 추정은 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ (θ_{GT})의 3가지 각도 관계로 가접된 테스트베드에서 각도 추정값 θ_{est} 를 각 $N_{deg} \in \{60, 70, 80\}$ 회 반복 측정하여 성능을 평가한다. 평가 지표는 식 (14) 및 식 (15)과 같이 평균 $\bar{\theta}_{est}$ 및 상대 오차를 ε_{deg} 로 선정하여 평가한다.

$$\bar{\theta}_{est} = \frac{1}{N_{deg}} \sum_{i=1}^{N_{deg}} \theta_{est, i} \quad (14)$$

$$\varepsilon_{deg} = \left| \frac{\bar{\theta}_{est} - \theta_{GT}}{\theta_{GT}} \right| \times 100 \quad (15)$$

제안된 갭 추정 성능을 평가하기 위해 평균 제곱근 오차 (RMSE)와 평균 절대 오차 (MAE)를 이용해 평가한다. RMSE는 실제 측정값과 예측 값의 차이 제곱의 평균에 대한 제곱근으로 정의되며, 실제 갭 간격과 추정된 갭 간격의 평균적 오차 크기를 나타낸다. 이때 RMSE의 값이 낮을수록 추정된 값이 실제 값에 근접함을 의미한다. RMSE는 다음과 같이 식 (16)로 정의된다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_i - \hat{g}_i)^2} \quad (16)$$

여기서, g_i 는 실제 갭 간격이며, $\hat{g}_i$ 는 제안된 갭 추정 알고리즘으로 추정된 갭 간격이다. N 은 해당 샘플의 수를 의미한다. MAE는 용접 부재 사이 갭의 실제 값과 추정된 값의 절대 오차 평균으로, 이는 MAE의 값이 낮을수록 제안된 갭 추정 알고리즘이 갭을 더 정확히 추정했음을 의미한다. MAE는 다음과 같이 식 (17)로 정의된다.

표 1. 각도 별 용접 부재 형상 특성 추정 결과.

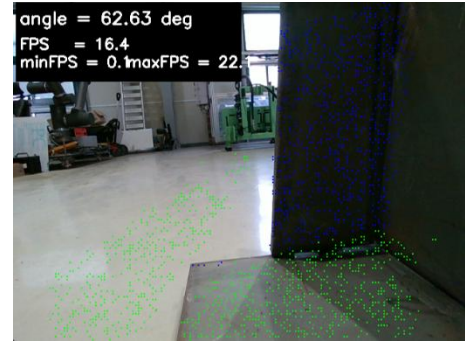
Table 1. Welded member geometric feature estimation results at different angles.

θ_{GT} (degree)	N_{deg} (times)	$\bar{\theta}_{est}$ (degree)	ε_{deg} (%)
80	20	78.77	1.54
70	20	67.49	3.59
60	20	62.48	4.13

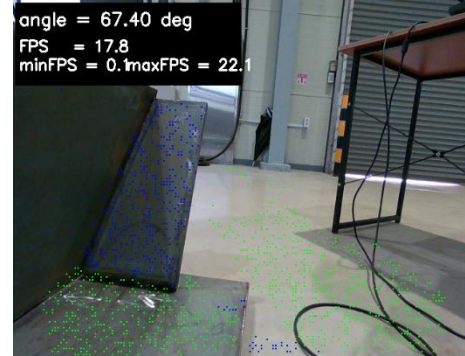
표 2. 거리 별 용접부 갭 추정 결과.

Table 2. Gap estimation results at varying distances.

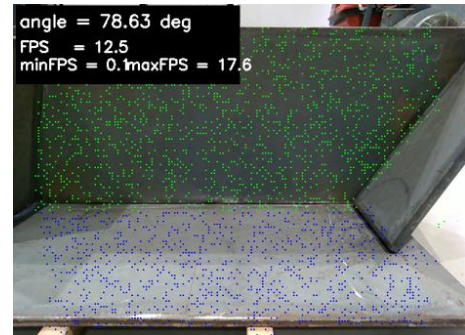
측정거리 (cm)	실제 갭 (mm)	MAE (mm)	RMSE (mm)
10	4	0.721	1.015
20	4	0.640	0.856
30	4	0.785	1.112



(a)



(b)



(c)

그림 8. 기하 특성 추정 프레임워크의 기울기 추정 결과 (a) $\theta_1 = 60^\circ$, (b) $\theta_2 = 70^\circ$, (c) $\theta_3 = 80^\circ$.

Fig. 8. Slope estimation result of geometric feature estimation framework (a) $\theta_1 = 60^\circ$, (b) $\theta_2 = 70^\circ$, (c) $\theta_3 = 80^\circ$.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (g_i - \hat{g}_i) \quad (17)$$

위의 평가지표를 이용하여 본 연구에서 제안하는 기하 특성 추정 프레임워크의 기울기와 갭 추정을 평가하는 핵심 지표로 활용되었다.

4. 실험 결과

테스트베드에서 기울기 추정 결과는 그림 8에 나타내었다. 또한, 각 부재 각도에 대한 평균 및 상대 오차율 결과를 표 1에 나타내었다. 각 각도에 대한 측정 결과, 평균 추정값은 각각 62.48°, 67.49°, 78.77°로 나타났으며 이에 대응하는 상대 오차율은 4.13%, 3.59%, 1.54%였다. 또한, 수직 관계(90°)에서 멀어질수록 오차가 꾸준히 증가하는 경향이 확인되었다. 80°와 70° 구간에서는 오차율이 약 2% 급증하지만, 70°에서 60°로 내려갈 때는 0.5% 정도로 증가폭이 완만해지는 특징을 보였으며, 이는 약 70° 부근이 센서-알고리즘의 민감도 전환

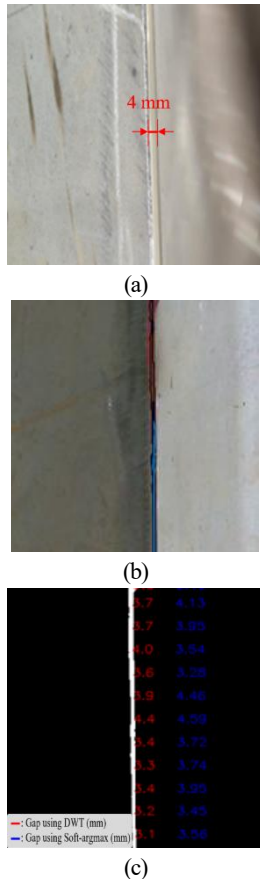


그림 9. 기하 특성 추정 프레임워크의 갭 추정 결과. (a) 용접 부재. (b) 객체 분할. (c) 갭 추정.

Fig. 9. Gap estimation result of geometric feature estimation framework. (a) weld seam. (b) segmentation. (c) gap estimation.

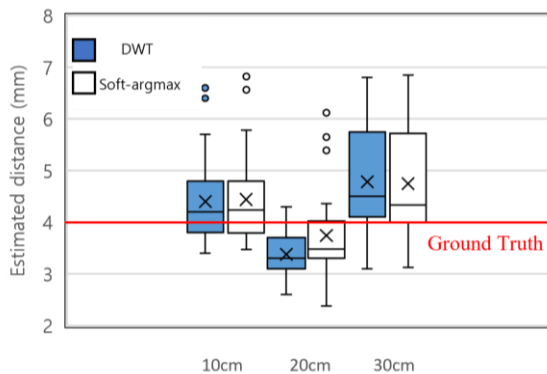


그림 10. 카메라-부재 거리에 따른 갭 추정 결과.

Fig. 10. Gap estimation results according camera-seam distance.

점임을 시사한다. 완만한 경사(60°) 영역에서 상대 오차가 가장 크게 나타난 것은 깊이 센서 시차 정보가 감소하고, 기울기 추정을 위한 모델링이 대각 방향과 가까울수록 노이즈 영향을 더 크게 받기 때문으로 추정된다.

기하 특성 추정 프레임워크의 갭 추정 평가는 테스트베드에서 각 d_{cam} 에 대해 수행되었다. 테스트베드에서 갭 추정 결과는 그림 9에 나타내었다. 부재 사이의 갭 인식은 Mask2Former 기반 인스턴스 분할로 진행하였으며, F1-score와 mIoU

는 각각 0.92, 96.5%의 결과를 나타내었다. 그림 9(a)와 같이 실제 갭이 4mm인 용접 부재에 대해 그림 9(b)와 같이 Mask2Former기반으로 생성된 객체 분할을 통해 그림 9(c)와 같이 갭을 추정하였다. 그림 9(c)에 나타냈듯이, 빨간색 수치는 이산 웨이블릿 변환을 적용하여 측정한 갭 추정 값이며, 파란색 수치는 픽셀 단위가 아닌 서브 픽셀 수준의 갭 측정을 위해 soft-argmax 수식을 적용하여 측정된 값이다.

제안된 갭 추정을 통해 측정된 값을 통한 RMSE와 MAE 결과는 표 2와 그림 10에 나타내었다. 제안된 갭 추정 성능은 세 가지 거리에서 최대 1.112mm 오차로 모두 비교적 낮은 오차를 유지하며 신뢰성 있는 갭 추정 성능을 보였다. 특히, 20cm 조건 추정 결과에서 측정 거리가 늘어나 카메라의 심도 오차가 증가했음에도 상대적으로 오차(0.856mm)가 더 낮게 나타났으며 제안된 프레임워크의 최적 동작 거리로 가늠할 수 있다. 반면, 30cm 거리에서는 다른 측정거리 보다 높은 오차(1.112mm)를 나타내었다. 그러나 사용한 RealSense D405의 20 cm 기준 심도 오차가 약 ± 2.8 mm임을 고려하면, 본 연구의 최대 갭 RMSE 1.1 mm는 기기 사양 대비 높은 성능 수준으로 판단 가능하다.

5. 고찰

RealSense D405와 RealSense D435i로 획득한 깊이 프레임에는 모든 각도 조건에서 공간적(spatial) 노이즈, 시계열 플리커, 그리고 경계부 depth bleed-over가 동시에 존재했다. 이 복합 잡음은 기울기와 곡률 계산에 필수적인 미분 연산 과정에서 증폭되어 추정 오차를 전 범위에서 증가시키는 주된 원인으로 확인되었다. 현재는 깊이 양자화 오차를 선형화하기 위한 해상도 디시메이션 후 시차(disparity) 변환, 공간 노이즈 억제에 위한 fast bilateral solver [28]와 adaptive weighted guided image filter [29] 등을 고려하고 있다. 이러한 각 모듈의 커널 크기 등을 조정해 깊이 오차 저감 효과를 비교 평가하고 제안된 프레임워크에 적용할 예정이다. 또한, 조선소 용접 부재와 유사한 필렛 모델을 사용하여 해당 부재 사이 갭을 추정하였으며, 가장 낮은 성능을 나타낸 30cm 거리에서도 MAE는 0.78mm, RMSE는 1.1mm로 실제 작업에서 활용 가능한 수준의 정확도를 확보하였다. 그러나 조선소의 용접 환경은 해무와 용접 시 발생하는 연기 등으로 인해 가시성이 떨어지는 환경에서 용접을 진행한다. 본 실험은 이와 같은 환경조건을 고려하지 않은 상태에서 수행되었으며, 추후 연구에서는 실제 조선소 환경과 유사한 연기, 조도 변화 등 저가시성 조건 환경을 구축하고, 이러한 환경에서 발생하는 시각 노이즈에 강한 갭 인식 기법의 정밀도 향상에 대해 추가로 적용하여 수행할 예정이다.

V. 결론

본 논문에서는 선박 곡블록 자율제조 용접로봇을 위한 객체 검출 기반 기하 특성 추정 프레임워크를 제안하였다. 제안된 프레임워크는 곡블록 용접 환경의 핵심 기하 특성인 곡률, 기울기, 갭을 단일 프레임워크 내에서 추정 가능하다. 제안된 프레임워크를 통해 용접로봇이 용접 작업을 수행하기 위한 용접 환경을 보다 정확하고 정밀하게 추정한다. 기하 특성 추정 프레임워크의 기울기와 갭 추정 성능은 테스트

베드를 이용한 실험을 통해 검증되었다.

제안된 시스템의 성능은 기울기는 60°, 70°, 80°, 갭 4mm인 테스트베드에서 평가되었다. 갭 추정은 테스트베드로부터 10cm, 20cm, 30cm 거리를 두고 평가되었다. 기하 특성 추정 성능 평가는 기울기와 갭의 실제 값과 추정된 값을 비교하여 제안된 기하 특성 추정 프레임워크의 성능을 평가하였다.

본 연구 결과를 통해 곡블록 용접 환경 조건을 인식하여 용접로봇이 용접 작업을 수행하기 위해 필요한 정보를 제공할 수 있음을 확인하였다. 또한, 곡블록의 기하 특성을 추정하여 불규칙적이고 비정형적인 부재에 대해서도 적용 가능성을 기대할 수 있다. 향후, 곡물에 대한 추정 성능을 평가하고 이를 통해 더 정확한 곡블록의 기하 특성을 추정하고자 한다. 이러한 결과를 통해 곡블록 환경 같은 비정형적 환경에서 용접로봇이 효율적인 용접 작업 수행이 가능할 것으로 기대한다.

REFERENCES

- [1] H. Xu, Z.H. Yan, B.W. Ji, P.F. Huang, J.P. Cheng, and X.D. Wu, "Defect detection in welding radiographic images based on semantic segmentation methods," *Measurement*, vol. 188, pp. 110569, 2022.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.110569>
- [2] F. Xu, Y. Xu, H. Zhang, and S. Chen, "Application of sensing technology in intelligent robotic arc welding: A review," *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 79, pp. 854-880, 2022.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2022.05.029>
- [3] L. Yang, S. Song, J. Fan, B. Huo, E. Li, and Y. Liu, "An automatic deep segmentation network for pixel-level welding defect detection," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 71, pp. 1-10, 2021.
doi: <https://doi.org/10.1109/TIM.2021.3127645>
- [4] X. Wang, X. Zhou, Z. Xia, and X. Gu, "A survey of welding robot intelligent path optimization," *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 63, pp. 14-23, 2021.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2020.04.085>
- [5] D. Lee and S. Jin, "A basic study on vector equation algorithm to generate optimized robot motion of multi-D.O.F welding gantry robot system," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 29, no. 3, pp. 225-234, 2023.
doi: <https://doi.org/10.5302/J.ICROS.2023.22.0147>
- [6] D. Kim, S. Kim, M. Lee, T. Sung, and J. Suh, "A study on wall climbing of a four-wheel drive ship painting robot using RBFNN and I-PID control," *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, vol. 30, no. 7, pp. 740-749, 2024.
doi: <https://doi.org/10.5302/J.ICROS.2024.24.0077>
- [7] S. Yao, L. Xue, J. Huang, B. Chen, R. Zhang, and F. Han, "Research and experiment on a mobile welding robot for expandable convoluted pipe," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, pp. 8219, 2025.
doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-92870-4>
- [8] L. Yang, H. Wang, B. Huo, F. Li, and Y. Liu, "An automatic welding defect location algorithm based on deep learning," *Ndt & E International*, vol. 120, pp. 102435, 2021.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2021.102435>
- [9] Z. Tan, B. Zhao, Y. Ji, X. Xu, Z. Kong, T. Liu, and M. Luo, "A welding seam positioning method based on polarization 3D reconstruction and linear structured light imaging," *Optics & Laser Technology*, vol. 151, pp. 108046, 2022.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2022.108046>
- [10] O. Jing, Z. Lai, Q. Wang, X. Li, and Y. Li, "Weld-seam identification and model reconstruction of remanufacturing blade based on three-dimensional vision," *Advanced Engineering Informatics*, vol. 49, pp. 101300, 2021.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2021.101300>
- [11] W. Li, F. Mei, Z. Hu, X. Gao, H. Yu, A.A. Housein, and C. Wei, "Multiple weld seam laser vision recognition method based on the IPCE algorithm," *Optics & Laser Technology*, vol. 155, pp. 108388, 2022.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2022.108388>
- [12] G. Peng, B. Chang, B. Xue, G. Wang, Y. Gao, and D. Du, "Closed-loop control of medium-thickness plate arc welding based on weld-face vision sensing," *Journal of Manufacturing Processes*, vol. 68, pp. 371-382, 2021.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmapro.2021.04.034>
- [13] T. Lei, Y. Rong, H. Wang, Y. Huang, and M. Li, "A review of vision-aided robotic welding," *Computers in Industry*, vol. 123, pp. 103326, 2020.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103326>
- [14] Q. Guo, Z. Yang, J. Xu, Y. Jiang, W. Wang, Z. Liu, W. Zhao, and Y. Sun, "Progress, challenges and trends on vision sensing technologies in automatic/intelligent robotic welding: State-of-the-art review," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 89, pp. 102767, 2024.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2024.102767>
- [15] A. Rout, B.B.V.L. Deepak, and B.B. Biswal, "Advances in weld seam tracking techniques for robotic welding: A review," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 56, pp. 12-37, 2019.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2018.08.003>
- [16] X. Wang, X. Chen, Z. Zhao, Y. Zhang, D. Zheng, and J. Han, "High-precision point cloud registration system of multi-view industrial self-similar workpiece based on super-point space guidance," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 35, no. 4, pp. 1765-1779, 2024.
doi: <https://doi.org/10.1007/s10845-023-02136-x>
- [17] H. Wang, Y. Huang, G. Zhang, and Y. Rong, "A novel method for dense point cloud reconstruction and weld seam detection for tubesheet welding robot," *Optics & Laser Technology*, vol. 163, pp. 109346, 2023.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.optlastec.2023.109346>
- [18] H. Wang, Y. Rong, C. Liu, and Y. Huang, "Construction of a semi-dense point cloud model for a tube-to-tubesheet welding robot," *IET Collaborative Intelligent Manufacturing*, vol. 4, no. 3, pp. 220-231, 2022.
doi: <https://doi.org/10.1049/cim2.12056>
- [19] R. Xiao, Y. Xu, Z. Hou, C. Chen, and S. Chen, "An adaptive feature extraction algorithm for multiple typical seam tracking based on vision sensor in robotic arc welding," *Sensors and Actuators A: Physical*, vol. 297, pp. 111533, 2019.
doi: <https://doi.org/10.1049/cim2.12056>
- [20] P. Chi, Z. Wang, H. Liao, T. Li, J. Zhan, X. Wu, J. Tian, and Q. Zhang, "Low-latency visual-based high-quality 3-d reconstruction using point cloud optimization," *IEEE Sensors Journal*, vol. 23, no. 17, pp. 20055-20065, 2023.

doi: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3297232>

- [21] A. Guédon, T. Ichikawa, K. Yamashita, and K. Nishino, "MATCha Gaussians: Atlas of Charts for High-Quality Geometry and Photorealism From Sparse Views," *Proc. IEEE/CVF Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 6001–6011, 2025.
- [22] A. Chetan, G. Yang, Z. Wang, S. Marschner, and B. Hariharan, "Accurate differential operators for hybrid neural fields," *Proc. IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 530–539, 2025.
- [23] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Communications of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381–395, 1981.
- [24] I. Sobel and G. Feldman, "A 3×3 isotropic gradient operator for image processing," presented at the Stanford Artificial Intelligence Project, Stanford Univ., pp. 271–272, 1968.
- [25] B. Cheng, I. Misra, A.G. Schwing, A. Kirillov, and R. Girdhar, "Masked-attention mask transformer for universal image segmentation," *Proc. of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 1290–1299, 2022.
- [26] Y. Han, F. Peng, Z. Wang, and Q. Meng, "An automatic measurement method for hull weld seam dimensions based on 3D laser scanning," *Ocean Engineering*, vol. 312, pp. 118922, 2024.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2024.118922>
- [27] Y. Lee, S. K. Panda, W. Wang, and M. K. Jawed, "Measure anything: real-time, multi-stage vision-based dimensional measurement using segment anything," *arXiv preprint, arXiv: 2412.03472*, 2024.
doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.03472>
- [28] J. T. Barron and B. Poole, "The fast bilateral solver," *Proc. European Conf. on Computer Vision (ECCV), Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9907, pp. 617–632, 2016.
doi: https://doi.org/10.1007/978-3-319-46487-9_38
- [29] Y. Li, Z. Li, C. Zheng, and S. Wu, "Adaptive weighted guided image filtering for depth enhancement in shape-from-focus," *Pattern Recognition*, vol. 131, 108900, 2022.
doi: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2022.108900>



김 창 조

2024년 전남대학교 지역·바이오시스템 공학과(공학사). 2024~현재 전남대학교 융합바이오시스템기계공학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 agricultural robot, field robotics, multi-robot systems, harvesting robot.



조 유 성

2022년 전남대학교 지역·바이오시스템 공학과(공학사). 2024 전남대학교 융합바이오시스템기계공학과(공학석사). 2024~현재 박사과정 재학 중. 관심분야는 agricultural robot, field robotics, multi-robot systems, robotic gripper.



김 강 민

2025년 충북대학교 바이오시스템공학과(공학사). 2025~현재 전남대학교 융합바이오시스템기계공학과 석사과정 재학 중. 관심분야는 agricultural robot, field robotics, harvesting robot.



손 형 일

1998년 부산대학교 생산기계공학과(공학사). 2000년 부산대학교 지능기계공학과(공학석사). 2010년 KAIST 기계공학과(공학박사). 2003~2005년 LG전자 생산기술원 선임연구원. 2005~2009년 삼성전자 ITD센터 책임연구원. 2010년 일본 동경대학교 생산기술연구소 박사후 연구원. 2010~2012년 독일 막스플랑크연구소 박사후 연구원. 2012~2015년 삼성중공업 중앙연구소 수석연구원. 2015~현재 전남대학교 융합바이오시스템기계공학과 교수. 관심분야는 field robotics, hybrid systems, systems and synthetic biology.