https://doi.org/10.7735/ksmte.2023.32.6.340

J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng.
ISSN 2508-5107(Online)

Check for updates

DACE 모델을 활용한 Tandem GMA 용접 비드형상 예측에 관한 연구

오원빈[a], 나현호[a], 이충우[b], 김지선[b], 박소훈[c], 박민호[d,*]

Prediction of Tandem GMA Weld Bead Shape using the DACE Model

Won-Bin Oh[a], Hyun-Ho Na[a], Chung-Woo Lee[b], Ji-Sun Kim[b], So-Hun Park[c], Min-Ho Park[d,*]

[a] Coastal Maritime Technology Research Center, Korea Marine Equipment Research Institute
[b] Automotive Materials & Components R&D Group, Korea Institute of Industrial Technology
[c] Research & Development Team, Peak Cheon Industrial CO, LTD.
[d] Ship & System Reliability Center, Research Institute of Medium & Small Shipbuilding

ARTICLE INFO

Article history:
Received 6 September 2023
Revised 25 October 2023
Accepted 30 October 2023

Keywords:
DACE model
Tandem GMA welding
Bead shape
Deep learning
3D scanner
Monitoring system

ABSTRACT

In this study, the bead shape prediction model was analyzed and verified using real-time data acquired when using SM490, a steel for welding structures, during the tandem GMA welding experiment. A tandem GMA welding experiment was performed, and the waveforms of welding current and arc voltage, which are input variables, were monitored in real time to collect data. To check the shape of the welding bead, an output variable, a 3D scanner was used to obtain the bead width and bead height. The obtained real-time data were used for predictive model analysis. A bead shape prediction model for tandem GMA welding was developed by applying the DACE model. To verify the reliability of the DACE model, the model prediction accuracy was evaluated by comparing and analyzing the bead shape data obtained from the actual welding experiment.

1. 서 론

오늘날 조선/해양, 기계, 건축, 전자 등 거의 모든 산업분야에서 용접은 필수적인 뿌리기술로 대두되고 있으며 적용되는 분야도 다양화되어 가고 있다. 최근 산업의 발달과 인건비 고도화 및 생산성의 문제로 인해 대부분의 산업이 노동 집약적인 형태에서 기술 집약적인 형태로 변화함에 따라 용접산업에서도 고능률화, 고품질화를 위한 용접의 자동화 및 AI 기술이 등장하고 있는 추세이다[1]. 특히 국내 용접산업은 조선산업의 성장과 더불어 많은 기술들이 발전하고 있다. 국내 용접 시장 중에서 조선산업이 31%의 비중을 차지할 정도로 용접기술이 광범위하게 적용되고 있다. 또한 선박 전체 건조 비용의 약 35%가 용접에 관련된 비용인 것으로 추정됨으로, 조선산업의 경쟁력은 용접 경쟁력에 의해 좌우된다. 조선산업은 운반 용도에 따라 컨테이너선, bulk carrier, tanker, LNG선 등 다양한 선박을 건조하고 있으며 용접방법은 구조물의 형상 및 용도에 따라 GMA(gas metal arc) 용접, FCA(flux core arc) 용접, SA(submerged arc) 용접 등 다양한 방법이 적용되어 사용되고 있다.

용접기술을 필요로 하는 조선산업에서는 많은 용착량(deposition rate)과 용접부의 길이가 긴 것을 요구하는 공정에 대하여 GMA 용접법을 적용하고 있다. 일반적으로 한개의 토치를 적용하는 단독 GMA 용접공정을 통한 후판의 용접 시 용착량을 증가시키기 위해 다층 용접(multi-pass)을 수행하게 된다. 하지만 다층 용접으로 진행할 경우 용접부 결함 발생 및 작업량 증가로 인해 제조 원가

* Corresponding author. Tel.: +82-61-461-9810
E-mail address: mhpark@rims.re.kr (Min-Ho Park).

증가 및 생산성이 절감하게 된다. 따라서 생산성 및 효율성을 증가시키기 위한 용접법의 개발은 지속적으로 요구되고 있고, 그 중에 핵심 기술이 바로 Tandem 용접법이다.

Tandem 용접은 두 개의 토치를 사용하여 용접공정을 진행하여, 하나의 토치를 사용하는 용접공정보다 비교적 많은 용착량을 얻을 수 있다. 또한 멀티폴(multi-pole) Tandem 용접공정은 선행 및 후행의 열원 사이에 추가 용가재를 공급하여 용착량을 증가시킬 수 있는 공정으로 많은 연구가 진행되고 있다. 하지만 용접공정은 투과성이 없는 용융된 금속과 같이 유동이 동반됨에 따라 실시간으로 발생하는 결함, 용접품질 등 다양한 현상을 관찰 및 측정하는데 한계가 있으므로, 용접전류, 아크전압, 와이어 직경 및 종류, 용접속도 및 보호가스 등 많은 공정변수 분석을 통한 수치 해석적인 방법으로 최적화 구현이 필요한 것으로 확인된다[2]. 이를 해결하기 위해 4차 산업혁명과 용접산업을 융합하여 머신러닝(machine leaning)과 딥러닝(deep learning) 기술을 활용한 연구가 진행되고 있다.

현재까지의 Tandem GMA 용접에 관련된 연구개발은 Kang et al.[3]은 기존 Tandem GMA 용접에서 이용하지 않았던 AC 펄스를 비동기형으로 용접조건(선행 및 후행 전류, 와이어 간 거리, 선행 -DC 정전압 및 DC 펄스)에 따른 용접부를 분석하며 스패터 발생 지점을 관찰하고 그 특성을 연구하였다. 또한 기존 Tandem GMA 용접은 비동기형과 용접부 외관, 용입량, 입열량을 비교·분석하였다. Lee et al.[4]은 Tandem 용접공정 시 획득한 데이터를 이용하여 신경회로망을 기반으로 하는 예측모델을 개발하였으며, 개발한 예측모델의 신뢰성 검증을 위하여 실제 용접실험에서 획득한 표면비드 폭과 상호 비교·분석하였다. Park et al.[5]은 2전극 Tandem 서브머지드 용접 공법에 직류 전원-교류 전원 조합을 적용하여 직류전류, 직류전압, 교류전류, 교류전압, 용접 속도와 용착면적 및 용입깊이의 상관 관계를 실험적으로 연구하였다. Go et al.[6]은 중후판 Y-그루브 맞대기 용접 이음에 대해 안정된 이면비드 형성 및 용접부의 변형을 감소시키기 위하여 플라즈마-MAG Tandem 1pass 용접법을 적용하였다.

딥러닝에 관련된 연구는 Kim and Choi[7]는 Laser 용접을 이용한 Al-Cu 이종소재 접합기술에서 딥러닝을 통해 용접품질을 판정하고자 하였고, 비파괴 용접 품질검사에 활용 가능성을 검토하였다. Deng et al.[8] 등은 용접공정에 레이저 센서를 사용하여 이미지 전처리를 진행하였고, 용접부 결함을 검출하는 딥러닝 모델을 개발 및 적용하였다. Seo et al.[9]은 용접부 품질검사를 자동화하기 위해 용접부의 결함과 이미지 데이터를 확보하여 라벨링을 진행한 후 딥러닝 예측 알고리즘을 적용하여 품질을 예측하고자 하였다. 이때 은닉층은 학습을 통하여 구성하였고 여러 알고리즘을 적용하여 딥러닝의 예측 정확도를 분석하였다. Kim et al.[10]은 저항 점용접에서 순환싱경망 및 심층신경망을 적용하기 위해 hyper parameter의 변경을 통해 알고리즘을 개발하였다. Training data를 이용하여 시계열 데이터 내의 규칙을 찾아 생성된 모델을 testing data를 통한 정확도를 확인하였으며, 두 분석 기법의 결과를 비교·분석하였다. 현재까지 많은 연구가 진행됐음에도 Tandem GMA 용접의 비드형상을 예측하는 연구는 미비한 실정이다.

따라서, 본 연구에서는 Tandem GMA 용접 실험을 통해 실시간으로 획득한 데이터를 활용하여 비드형상 예측 모델 분석 하는 것을 최종목표로 선정하였다. 이를 위해 용접구조용 강재인 SM490 재질을 사용하여 Tandem GMA 용접실험을 수행하고, 입력변수인 용접전류 및 아크전압의 파형을 실시간 모니터링하고 데이터를 수집하였다. 출력변수인 용접 비드형상을 확인하기 위해 3D scanner를 사용하여 비드폭 및 비드높이의 데이터를 확보하였고, 획득한 실시간 데이터들은 예측 모델 분석에 사용됐다. DACE(design and analysis computer experiments) 모델을 Tandem GMA 용접공정 비드형상 예측에 적용하고 개발된 예측 모델의 신뢰성을 검증하고자 실제 용접실험에서 얻은 비드형상과 상호 비교·분석하여, 예측 정확도를 평가하였다.

2. Tandem GMA 용접실험

2.1 용접실험 구성 및 방법

Tandem GMA 용접공정의 비드형상을 예측하기 위하여 2대의 용접기, 2전극 토치 구동부, 와이어 송급장치 등으로 구성하였다. 용접기는 Daihen社의 P500L와 DW300를 사용하였고, Yaskawa社의 AR 700 용접 로봇을 적용하여 Tandem GMA 용접실험을 수행하였다. 조선산업에서의 Tandem GMA 용접에서는 용입 확보를 위하여 선행 와이어에 DC 전류 및 용착량 확보를 위해 후행 와이어에 AC 펄스 용접을 수행하기 때문에 DC-AC Pulse Tandem GMA 용접으로 선정하였다.

따라서 P500L 용접기에 선행 와이어를 연결하였고, DW300 용접기에 후행 와이어를 연결하여 용접실험을 수행하였다. 또한 와이어는 용접 결함을 줄이기 위해 선행 토치에 솔리드 와이어(SM-70 와이어, ∅1.2)를 사용하였으며, 후행토치는 많은 용착량을 확보하기 위하여 플럭스 코어드 와이어(K-71T 와이어, ∅1.2)를 사용하였다. 보호가스도 2개의 봄베를 이용하여 개별적으로 용접기를 통해 공급되도록 구성하였으며, 선행 Ar 80% + CO_2 20% (18 ℓ/min) 및 후행 Ar 90% + CO_2 10% (21 ℓ/min)의 보호가스를 사용하였다.

본 실험을 위하여 SM490 재질의 용접구조용 강재를 사용하였으며, 400×500×9 mm 규격으로 시험편을 제작하고 bead-on-plate 방법으로 용접실험을 수행하였다. 시험편에 용접하고자 하는 면에

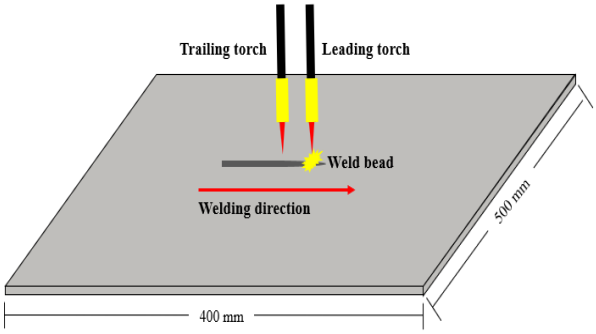


Fig. 1 A schematic diagram for tandem GMA welding process

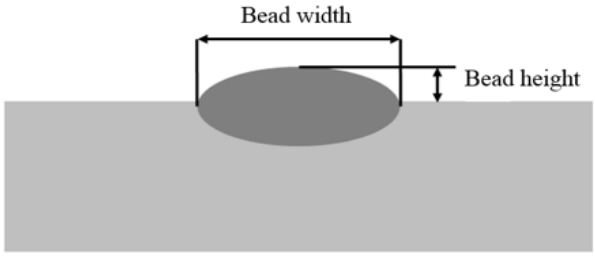


Fig. 2 A schematic diagram of bead shape for the study

스케일, 산화물, 녹 등 이물질이 용접결함의 원인이 되지 않도록 stainless wire-brush 및 sand paper #400, #800, #1500, #2000 순서로 시험편을 깨끗이 닦아냈다. Figs. 1~2는 Tandem GMA 용접공정의 개략도 및 시험편 규격을 나타냈고, 시험편의 기계적 성질 Table 1에 나타낸다.

Tandem GMA 용접공정의 비드형상 예측을 위한 용접 공정 입력변수는 비드형상 변화의 주요요인인 용접전류 및 아크전압으로 선정하여 실험계획을 수립하였다. 출력변수로는 비드형상인 비드폭 및 비드높이로 선정하였고, Tandem GMA 용접실험 계획을 수립하였다. 효율적인 용접실험을 위하여 용접절차사양서(WPS)를 바탕으로 입력변수를 선정하였고, 선정된 범위에서 각각의 수준을 결정하여 실험을 진행하였다. Fig. 3은 Tandem GMA 용접공정의 입력변수 및 출력변수를 포함한 전체적인 용접공정의 모델을 나타낸다.

2.2 용접실험 계획

Tandem GMA 용접실험에서 용접 공정변수에 따른 비드형상을 예측하기 위하여 입력변수는 비드형상에 주요요인이 되는 용접전류, 아크전압으로 선정하였고, 출력변수는 비드형상(비드폭, 비드

Table 1 Mechanical properties of base metal

Material	Tensile strength (MPa)	Yield point (MPa)	Elongation (%)	Impact value (J)
SM490	490	345	19	27

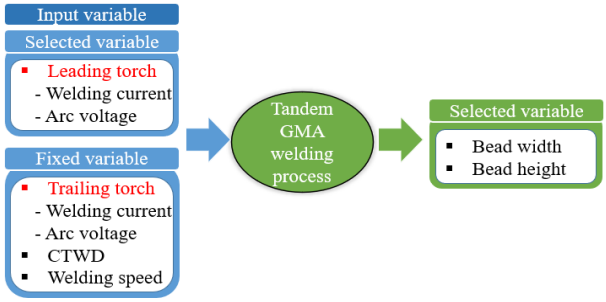


Fig. 3 Input and output variables of the tandem GMA welding

높이)으로 선정하여 Tandem GMA 용접실험 계획을 수립하였다. 고정변수로는 토치의 각도, 용접속도, CTWD, 보호가스 등으로 설정하여 진행하였다.

용접실험 계획은 전체적인 용접 공정변수의 경향을 확인하기 위해 완전요인실험계획법(full factorial design)으로 선정하였다. 요인설계(factorial design)의 경우 각각의 입력변수들의 수준을 일정 간격으로 배치하여 모든 입력변수들간 수준(level)의 조합에 의해 실험이 수행된다. 용접실험의 수준 및 계획은 Table 2에 나타냈고 이를 바탕으로 Tandem GMA 용접실험을 진행하였다.

2.3 용접실험 결과

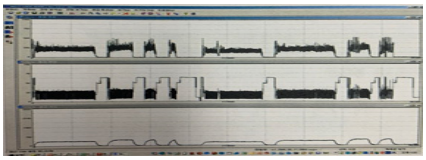
본 연구에서는 Tandem GMA 용접공정의 체계적인 결과분석을 위하여 Fig. 4와 같이 모니텍社의 용접 모니터링 시스템(WET-300A)을 이용하여 실시간으로 용접전류와 아크전압 데이터를 수집하였다. Tandem GMA 용접실험 중 실제 용접전류 및 아크전압 값을 용접기의 출력단에서 홀센서 타입의 용접전류 센서와 아크전압 센서를 설치하여 초당 2.5 kHz의 샘플링 간격으로 측정한 데이터가 PC로 저장되도록 하였다.

Table 3은 Case 1의 측정된 비드형상과 용접전류 및 아크전압 파형을 그래프로 나타낸다. 용접 모니터링은 용접 시작 시 용접공정이 안정되어 가는 부분인 용접 시작 지점과 끝 지점에서 각각 150 mm를 제외하고 100 mm를 측정하였다. 용접실험 시 용접 모니터링을 적용하여 용접전류 및 아크전압의 변화를 파형으로 분석하였고, 용접장치의 상태, 아크 안전성 및 용접부 품질 확인을 위해 구간을 선정하여 파형을 확대하고 측정한 결과를 나타낸다. 용접실험 시 용접 모니터링을 이용하여 실시간으로 용접전류, 아크전

Table 2 Tandem GMA welding parameters and their levels

	$-\alpha$	-1	0	1	α
Welding current (A)	230	240	250	260	270
Arc voltage (V)	15	20	25	30	35
Fixed variable	• Torch angle : 90° • CTWD : 18 mm • Welding speed : 1.6 m/min				

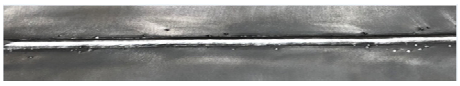
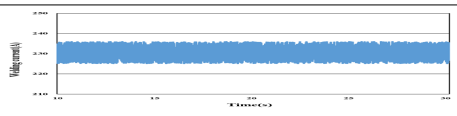
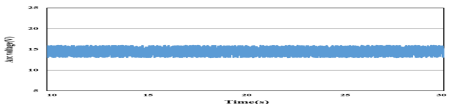
(a) Welding monitor



(b) Result of waveform

Fig. 4 Tandem GMA welding monitoring system employed

Table 3 Bead shape, welding current and arc voltage for each test

Case no. 1	Leading torch Welding current 230 A, Arc voltage 15 V
Bead shape	
Welding current waveform	
Arc voltage waveform	

압 데이터를 추출하였고 추출한 데이터를 기반으로 용접품질을 실시간으로 확인하였다.

Tandem GMA 용접실험 시 비드형상인 비드폭과 비드높이의 길이를 정확하기 측정하기 위해서는 높은 정확도를 요구하는 3차원 측정기술이 필수적이다. 따라서 본 실험에서는 최고의 정밀도를 갖춘 고해상도 3차원 scanner인 Creaform社의 Handyscan 700을 이용하여 비드형상의 길이 및 미세한 결까지 측정하였다. 최종적으로 3차원 메시 데이터로 측정값을 추출하여 비드폭 및 비드높이의 길이를 도출하였다. Fig. 5는 실험 Case 1을 3D scanner를 통해 측정된 비드형상(비드폭 및 비드높이)을 모델링한 결과를

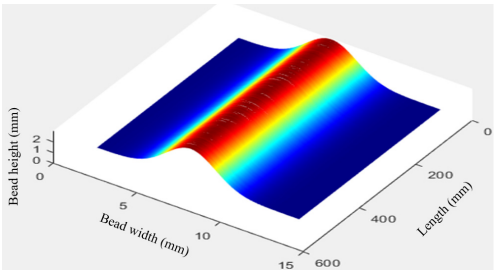


Fig. 5 Representative results for 3D scans

Table 4 Tandem GMA welding parameters and their levels

Case no.	Welding current (A)	Arc voltage (V)	Bead width (mm)	Bead height (mm)
1	230	15	13.2	2.9
2	230	20	13.7	2.8
3	230	25	13.3	3.2
4	230	30	14.1	3.1
5	230	35	13.9	3.3
6	240	15	14.5	3.2
7	240	20	14.0	3.1
8	240	25	14.9	3.3
9	240	30	15.0	3.4
10	240	35	15.4	3.2
11	250	15	16.2	3.3
12	250	20	15.8	3.5
13	250	25	16.5	3.1
14	250	30	16.9	3.6
15	250	35	16.2	3.5
16	260	15	17.5	3.9
17	260	20	18.3	3.8
18	260	25	18.1	4.2
19	260	30	17.9	3.9
20	260	35	18.0	4.0
21	270	15	17.3	3.5
22	270	20	17.9	3.9
23	270	25	18.3	4.1
24	270	30	18.1	3.7
25	270	35	18.5	4.0

나타내었으며, DACE 모델 학습을 위한 비드 폭 및 높이 결과는 Table 4에 나타내었다. Tandem GMA 용접 실험결과 전반적으로 양호한 비드형상을 형성하였고, 외관상 결함을 나타내지 않았으며, 용락과 같은 문제가 발생하지 않았다. 이는 선정된 용접조건이 적정함을 확인하였다.

3. DACE 모델을 통한 비드형상 예측

3.1 DACE 모델

DACE 모델은 최근 몇 년 동안 결정론적 컴퓨터 시뮬레이션의 대용품을 만드는 것으로 인기를 끌었다. DACE 모델에서 반응은 확률적 과정의 실현으로 간주하며, DACE 모델의 flowchart는 Fig. 6과 같이 나타낸다.

반응 $y = (y_1, y_2, \ldots, y_N)^T$가 N개인 sample $x_{DOE} = (x_1, x_2, \ldots, x_N)^T$의 설계를 고려한다. 여기서 $x_{DOE} \in R^m$이며 m은 입력변수의 수이다. DACE의 수학적 형태는 다음과 같이 나

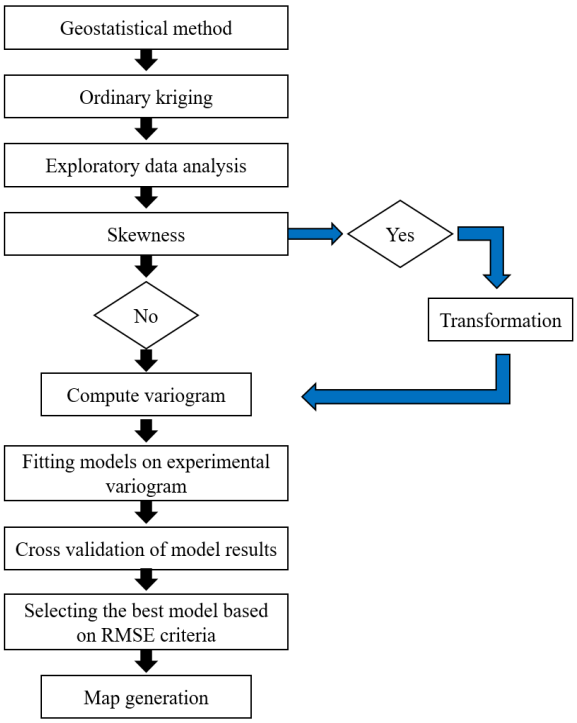


Fig. 6 Flowchart of a DACE model

타낸다.

$$y = F\beta + Z_y \tag{1}$$

여기서 $F\beta$는 반응의 평균 구조, $\mathrm{F} = [\mathrm{f_j(x_i)}], \mathrm{i} = 1, 2, \ldots \mathrm{N}$, $j = 1, 2, \ldots, K$는 $N \times K$ 설계 행렬, $\beta = [\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_K]^{\mathrm{T}}$는 일반화된 최소 제곱 회귀 분석 방법의 회귀 계수이다. Z는 평균 및 공분산이 0인 가우스 랜덤 공정의 모형으로 정의한다[11].

$$V(\mathrm{x_i}, \mathrm{x_j}) = \sigma^2 R(\theta, \mathrm{x_i}, \mathrm{x_j}) \tag{2}$$

여기서 σ^2는 공정 분산, R은 공간 상관 함수, θ는 상관 함수 모수, x_i, x_j는 추출된 두 표본 사이트이다. 공학 문제의 경우 가우스 함수는 공간 상관 함수에 널리 적용되는데, 공간 상관 함수는 무한히 차별화 가능하고 부드러운 응답 표면을 제공하여 경사도 기반 최적화 알고리즘에 유리하기 때문이다. 가우스 상관함수의 수학적 형태는 다음과 같이 나타낸다.

$$R(\theta, \mathrm{x_i}, \mathrm{x_j}) = \prod_{l=1}^{\mathrm{m}} \exp(-\theta^{(l)}(x_i^{(l)} - x_j^{(l)})^2) \tag{3}$$

보편적 DACE 방법은 다음과 같은 기본 함수 집합으로 정의된다.

$$f(x) = \left\{ f_1(\mathrm{x}), \mathrm{f}_2(\mathrm{x}), \ldots, f_K(\mathrm{x}) \right\}^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

다항식은 보편적 DACE의 기초함수에 널리 사용된다. 일반적 DACE 방법은 그것의 기저 함수가 다음과 같이 표현될 때 보편적 DACE의 특별한 경우이다.

$$f(x) = \{1\}^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

DACE의 출력값은 선형결합으로 나타나는 불편추정량들 중에서 최소분산을 갖는 추정량을 의미하는 최량선형불편추정량(best linear unbiased estimator)이며 다음과 같이 나타낸다.

$$\hat{y}(\mathrm{x}) = \mathrm{f^t(x)}\beta + \mathrm{r^t(x)R^{-1}(y - F\beta)} \tag{6}$$

여기서 y는 알려진 표본 $r(x) = R(\theta, x, x_1), R(\theta, x, x_2), \ldots, (\theta, x, x_N)^T$에서 참 반응이다. β의 일반화된 최소 제곱 추정치는 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{\beta}(x) = (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} y \tag{7}$$

최적 상관 모수 θ는 종종 최대우도 추정법을 사용하여 선택된다. 가우스 가정하에서 모델 매개변수의 로그 우도는 다음과 같이 정의된다.

$$L = -\frac{N}{2}\ln[2\pi\sigma^2] - \frac{1}{2}\ln[|\mathrm{R}(\theta)|] - \frac{1}{2\sigma^2}(y - F\beta)^T R(\theta)^{-1}(y - F\beta) \tag{8}$$

β 및 σ^2는 식 (9)를 사용하여 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N}(y - F\hat{\beta})^T R^{-1}(y - F\hat{\beta}) \tag{9}$$

따라서, 최대화하는 최고의 θ는 최적화 알고리즘을 사용하여 찾을 수 있다. 식 (9)에 σ 값을 곱하고 -1을 곱하면, 최적을 얻기 위한 최대화 문제 식 (10)은 다음과 같다[12].

$$\text{minimize } \theta = \frac{1}{2}\ln(|\mathrm{R}|) + \frac{n}{2}\ln(\sigma^2) \tag{10}$$

3.2 비드형상 예측을 위한 DACE 모델 분석

DACE 모델을 통한 비드폭 및 비드높이 예측을 수행하였다. Tandem GMA 용접실험의 Case 10번 데이터를 사용하여 비드형상을 예측하였으며, DACE 모델의 정확도를 통계적으로 분석하기 위한 예측결과는 비드폭은 Table 5에 나타낸 바와 같이, 비드높이는 Table 6과 같이 계산됐다. 총 200,000개의 sample 중 training에 사용한 데이터의 개수는 1~199,900개를 사용하였고, 남은 100개의 데이터를 test용으로 활용해 비드형상을 예측하였다. DACE

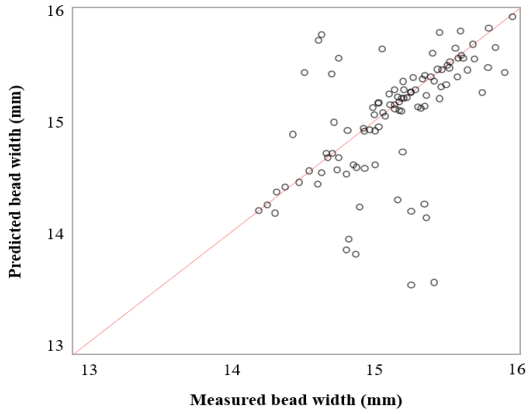


Fig. 7 The predicted results using a DACE model for bead width

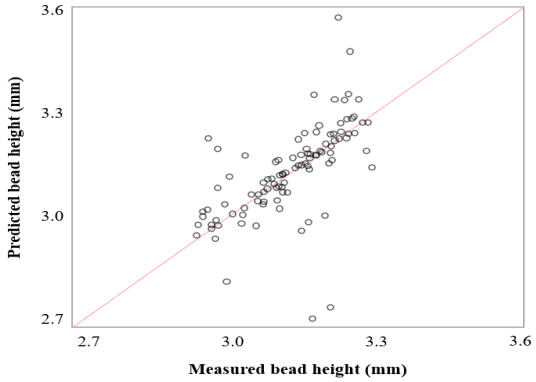


Fig. 8 The predicted results using a DACE model for bead height

모델을 통해 측정된 비드폭 및 비드높이와 예측된 비드폭 및 비드높이를 비교하여 Figs. 7~8에 나타낸다.

3.3 PAM 분석을 통한 DACE 모델 검증

PAM 분석은 오차범위 10% 이내로 예측하는 것을 정확한 예측으로 받아들이며, 알고리즘의 정확도를 나타낼 수 있고, 표준편차는 알고리즘의 분포를 확인하여 측정한 비드형상에 얼마나 근접하게 예측하는지를 나타내게 된다.

개발된 DACE 모델의 PAM 분석을 통해 측정된 비드폭 및 비드높이와 예측된 비드폭과 비드높이를 비교하였다. Figs. 9~10는 PAM 분석의 error 개수를 나타냈으며, Table 6과 같이 DACE예측능력 검증결과 비드폭은 96% 및 비드높이는 97%로 검증하였다. 이는 정확한 비드폭 및 비드높이를 예측함을 확인하였다.

Table 5 The results of bead width error for DACE model

Trial number	Epochs	Running time (sec)	Training error (MSE)	Testing error (MSE)	Adjusted R^2 (%)
1	946	107	0.1549	0.1621	97

Table 6 The results of bead height error for DACE model

Trial number	Epochs	Running time (sec)	Training error (MSE)	Testing error (MSE)	Adjusted R^2 (%)
1	854	99	0.1684	0.1947	96

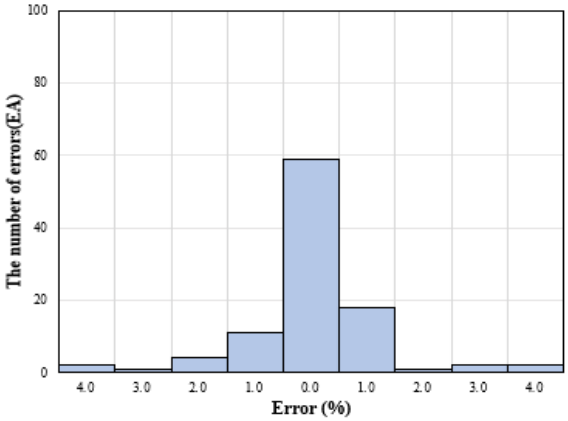


Fig. 9 Comparison between the measured and predicted bead width from the developed DACE model

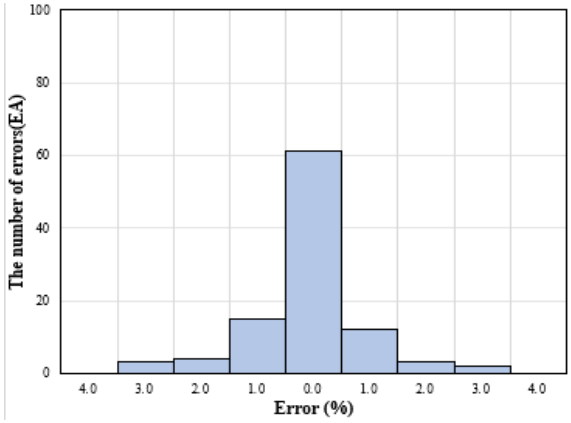


Fig. 10 Comparison between the measured and predicted bead height from the developed DACE model

3.4 Clustering 방법을 적용한 예측된 비드형상 검증

Clustering의 목표는 알려지지 않은 데이터 구조의 라벨이 붙지 않은 데이터들을 몇 개의 의미 있는 그룹으로 분리시켜주는 것이다. Clustering은 데이터 마이닝 분야에서 중요한 기술로 사용되고 있다. 만약 데이터 마이닝이 방대한 양의 데이터로부터 의미 있는 지식을 획득하는 것으로 생각한다면, clustering을 통해서 전체 데

Table 7 Performance of the developed DACE model for bead shape

Bead shape	PAM (%)
Bead width	96
Bead height	97

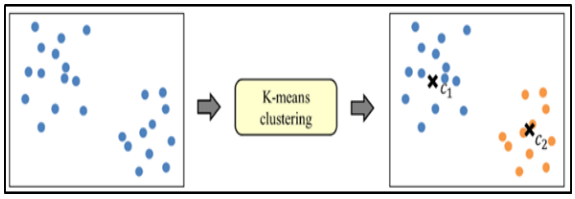


Fig. 11 K-means clustering classification process

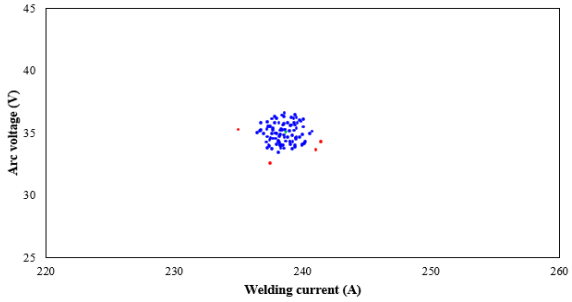


Fig. 12 Clustering results of bead width

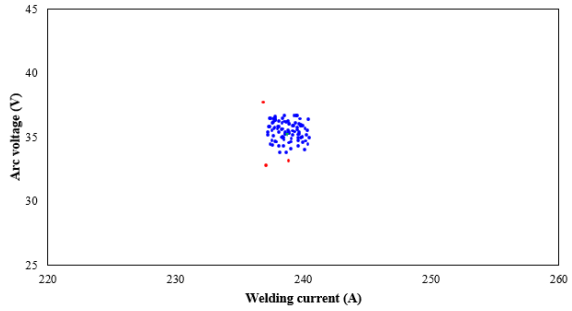


Fig. 13 Clustering results of bead height

이터들을 몇 개의 그룹으로 묶을 것인가를 결정하는 것도 유용한 정보가 될 것이다.

Clustering 과정에서, 그룹핑 결과의 좋고 나쁨은 몇 개의 그룹으로 묶느냐에 따라 크게 좌우되므로 적당한 수의 그룹을 결정하는 것은 매우 중요한 과정이다. 너무 많은 그룹으로 묶으면 복잡한 결과를 야기하여 해석하고 분석하는 것이 어렵다. 반면에 너무 적은 그룹으로 묶으면 정보 손실을 야기하여 마지막 결론을 잘못 내릴 수가 있다.

몇 개의 그룹으로 clustering을 하는 것이 최적인가를 결정하는 데 있어서 cluster 적합성에 대한 측정은 필요불가결하다. 벡터의 형태로 표현된 N개의 데이터 $X = x_1, x_2, \ldots, x_n$에 대하여 데이터가 속한 Cluster의 중심과 데이터 간의 거리의 차이가 최소가 되도록 데이터들을 k개의 cluste $s = s_1, s_2, \ldots, s_k$에 할당하고 많은 연구에서 K를 자동으로 설정하기 위한 시도가 이루어졌지만, 기본적으로 K는 데이터를 분석하고자 하는 사람이 직접 설정해주어야 한다.

K를 설정하였다고 가정할 때, clustering의 동작의 식은 다음과 같다.

$$\arg w \sum_{n=1}^{N} \sum_{k=1}^{K} r_{nk} \parallel x_n, c_k \parallel^2 \tag{11}$$

따라서 K-means clustering을 통해 DACE의 알고리즘의 비드형상 예측 신뢰성을 검증하였다. 검증을 위해 Case 10의 용접조건을 사용하여 실험을 수행하였고, 데이터를 수집하였다. 분석결과 Figs. 12~13에 나타난 바와 같이 분석 결과 오차범위 5% 이내를 만족하므로 DACE model의 비드형상 예측이 정확함을 검증하였다.

4. 결 론

본 연구에서는 Tandem GMA 용접공정의 비드형상 예측 모델 분석을 위하여 용접 구조용 강재인 SM490 평판의 Tandem GMA 용접실험을 bead-on-plate 방법으로 수행하였고, 용접 모니터링 시스템을 통해 입력변수인 용접전류 및 아크전압의 파형을 실시간 모니터링하고 데이터를 수집하였다. 출력변수인 용접 비드형상을 확인하기 위해 3D scanner를 사용하고 비드폭 및 비드높이의 실시간 데이터를 확보했다. 실시간 공정변수를 활용해 비드형상 예측 모델 적용 및 분석을 수행함으로써 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 완전요인실험방법에 따라 용접조건별로 총 25회의 Tandem GMA 용접실험을 실시하였으며, 용접실험 시 용접 모니터링 시스템을 이용하여 실시간으로 용접전류 및 아크전압 데이터를 수집하였다.

(2) 출력변수인 비드형상(비드폭 및 비드높이)을 확인하기 위해 3D scanner를 사용하여 데이터를 수집하였다. 실시간 데이터인 용접전류, 아크전압 및 비드형상 데이터들은 예측 모델 분석에 사용하였다.

(3) 딥러닝 기법인 DACE 모델을 이용하여 Tandem GMA 용접공정의 비드형상 예측 모델을 개발하였으며, PAM 분석을 통해 예측 정확도를 평가하였다. DACE 모델의 예측능력 검증 결과 비드폭은 96% 및 비드높이는 97%로 이는 DACE 모델이 Tandem GMA 용접공정의 비드형상을 정확하게 예측함을 확인하였다.

후 기

이 논문 2022년 전라남도와 (재)전남테크노파크의 지역수요맞춤형 연구개발사업의 지원을 받아 수행된 연구임.

References

[1] Kim, I. S., Park, C. U., Kim, H. H., Kim, I. J., Son, J. S., 2004, Development of a System for Predicting the Welding Parameters using a AI Technology, The Korean Welding and Joining Society Autumn Conf. 2004, 240-242.

[2] Kim, W. J., Moon, H. S., Kim, S. H., 2021, Experimental Study of High-efficiency Tandem Welding of Aluminum Material for Ships, Journal Korean Soc. Mech. Technol., 23:5 696-701, https://doi.org/10.17958/ksmt.23.5.202110.696.

[3] Kang, S. H., Bang, H. S., Kim, C. H., 2018, Spatter Generation During Constant Voltage DC-AC Pulse Tandem Gas Metal Arc Welding Process, J. Weld. Join., 36:3 65-71, https://doi.org/10.5781/JWJ.2018.36.3.10.

[4] Lee, J. P., Park, M. H., Kim, D. H., Jin, B. J., Son, J. S., Kang, B. Y., Shim, J. Y., Kim, I. S., 2016, Prediction of the Top-bead Width of Tandem GMA Welding Processes using the STACO Model, J. Korean Soc. Manuf. Technol. Eng., 25:1 30-35, https://doi.org/10.7735/KSMTE.2016.25.1.30.

[5] Park, S. J., Nam, S. K., Kweon, C. G., 2011, Prediction of Weld Penetration and Deposited Metal Area in Accordance with Weld Parameters in Tandem Submerged Arc Welding Process, Journal of KWJS, 29:6 691-696, http://doi.org/10.5781/KWJS.2011.29.6.691.

[6] Go, M. H., Kim, I. T., Lee, Y. G., Choi, G. W., Cho, S. M., 2005, A Study on the Deformation Characteristic of Butt Weldment with Middle-thickness by Plasma-MAG Tandem Welding, Proc. The Korean Welding and Joining Society Autumn Conf. 2005, 141-143.

[7] Kim, T. W., Choi, H. W., 2021, Study on Laser Welding of Al-Cu Dissimilar Material by Green Laser and Weld Quality Evaluation by Deep Learning, J. Weld. Join., 39:1 67-73, https://doi.org/10.5781/JWJ.2021.39.1.8.

[8] Deng, H., Cheng, Y., Feng, Y., Xiang, J., 2021, Industrial Laser Welding Defect Detection and Image Defect Recognition based on Deep Learning Model Developed, Symmetry, 13:9 1731, https://doi.org/10.3390/sym13091731.

[9] Seo, B. W., Han, S. B., Heo, J. Y., Kim, S., Cho, Y. T., 2023,A study on the development of deep learning algorithm for Determining external quality of welded parts using transfer learning, J. Weld. Join., 41:2 132-139, https://doi.org/10.5781/JWJ.2023.41.2.7.

[10] Kim, J. H., Go, M. H., Gu, N. G., 2019, A Study on Discrimination of Defective Resistance Spot Welding using Deep Learning Technology, Korean Journal of Computational Design and Engineering, 24:2 161-168, https://doi.org/10.7315/CDE.2019.161.

[11] Ro, Y. H., Park, J. S, Im, J. B., 2006, An Optimization Algorithm Using Kriging, Journal of the Korean Society for Aviation and Aeronautics, 14:1 36-42.

[12] Turk, M., Pentland, A., 1991, Eigenfaces for Recognition, Journal of Cognitive Neuroscience, 3:1 71-86, https://doi.org/10.1162/jocn.1991.3.1.71.

Won-Bin Oh
Doctor in the Department of Mechanical Engineering, Mokpo National University. His area of research interest is Automatic Welding Control.
E-mail: binnn2@naver.com

Hyun-Ho Na
Doctor in the Department of Mechanical Engineering, Mokpo National University. His research interest is Automation Facilities and Artificial Intelligence.
E-mail: hyunhona@komeri.re.kr

Chung-Woo Lee
He is currently pursuing Doctor degree at Jeonbuk National University. He is interested in Defect Prediction, Welding Process Control, Welding Optimization and Prediction Model.
E-mail: leecw@kitech.re.kr

Ji-Sun Kim
Doctor in the Department of Mechanical Engineering, Mokpo National University. He majored in Welding Engineering and is interested in Laser Welding, Resistance Welding, Process Optimization and Wire Arc Additive Manufacturing.
E-mail: kimjisun@kitech.re.kr

So-Hun Park

Bachelor's in the Department of Law, Mokpo National University.
He has worked in the Shipbuilding Field for nearly 20 years and is interested in Research on Improving Productivity.
E-mail: pack1493@hanmail.net

Min-Ho Park

Doctor in the Department of Mechanical Engineering, Mokpo National University.
His has conducted research on Improving the Efficiency of Production Processes in the Shipbuilding Industry.
E-mail: mhpark@rims.re.kr