GBO를 이용한 9% Ni Steel의 필렛 레이저 용접 공정 최적화

윤태종* · 오원빈* · 이보람* · 이충우* · 나현호** · 최주석** · 김일수*,†

*목포대학교 기계공학과

**한국조선해양기자재연구원

A Study on Optimization of Fillet in Laser Welding Process for 9% Ni Steel Using Gradient-Based Optimization Algorithm

Tae-Jong Yun*, Won-Bin Oh*, Bo-Ram Lee*, Chung-Woo Lee*, Hyun-Ho Na**,
Ju-Seok Choi** and Ill-Soo Kim*,†

*Dept. Mechanical Engineering, Mokpo National University, Mokpo, 58554, Korea

**Korea Marine Equipment Research institute, Mokpo, 58457, Korea

†Corresponding author : ilsookim@mokpo.ac.kr

(Received June 13, 2020 ; Revised June 23, 2020 ; Accepted July 14, 2020)

Abstract

Because more than 90% of the domestic manufacturing processes for the Liquefied Natural Gas (LNG) storage tanks rely on welding and processing technologies, the advancement of welding and processing technologies is directly connected to the productivity and therefore the advancement is critical to be competitive in the domestic shipbuilding industry. The welding technology using a laser light source is a more advanced technology than conventional arc welding in terms of workability, precision, and productivity. Although its application area is currently limited, this technology has been emerging as an important assembly tool in the manufacturing process of shipbuilding and offshore structures in the future. Because the LNG storage tank is a cryogenic structure, 9% nickel steel is widely used to manufacture the tank for both room temperature and low-temperature environments due to its excellent mechanical properties and fatigue strength. In terms of strength, 9% Ni steel is equivalent to 680 MPa-level high-tensile strength steel, and is usually used in applications where the operating temperature is below -150°C , such as LNG tanks with QT treatment. The 9% Ni steel has higher strength and better weldability than A5083-O aluminum alloy, has better impact toughness at cryogenic temperatures than SUS304L, and is economic. Therefore, 9% Ni steel is widely used to manufacture LNG tanks. Previous studies on the 9% Ni steel are based on butt welding, and research has been conducted according to the welding process. However, because 30-40% of LNG storage tanks are formed in a curved shape, research on the fillet welding process to overcome the limitations of butt welding has not been actively conducted to date. More specifically, research on the development of an algorithm for setting process variables, which is the core technology of fillet welding, needs to be conducted. Therefore, in this study, fiber laser welding, which is a fillet shape, is studied and performed using 9% Ni steel. The main objective of this study is to optimize the welding process variables by predicting weld properties. To derive the optimal process variables, the GBO algorithm was developed based on mathematical models. Finally, the developed algorithm showed an average error rate of 0.01831%, which ensures the high reliability of the optimal process variables.

Key Words : GBO algorithm, 9% Ni steel, Laser welding, Fillet

1. 서 론

용접산업은 우리나라 주력 산업인 자동차, 건설, IT

산업, 조선 등에 파급효과가 가장 큰 기반산업이다. 또한 용접산업은 제조업에서 큰 비중을 차지하고 있는 조선 산업에서 선박 건조비용의 35%가 용접관련 비용으

로, 선박의 부가가치에 큰 영향을 미치는 산업이다. 따라서 용접기술의 고도화는 생산성 향상에 직결되어 국내의 조선해양기자재 산업의 경쟁력 강화에 필수적인 요소이다¹⁾.

조선에 적용되는 용접이음은 선박의 구조상 필렛 용접이음부가 대부분으로 전체 용접부 길이의 약 80%를 점유하고 있다. 현재, 유럽의 조선산업은 레이저 용접 기술을 적용하여 용접의 전후 공정에 대한 고속화, 자동화 기술의 동향, 일관 및 연속 생산 라인의 구축에 많은 투자를 하고 있으며 선박 용접부의 품질과 신뢰성을 확보하기 위한 기술개발에 많은 연구가 진행되고 있다²⁾.

레이저는 기존의 천공이나 방전가공 및 용접에서 스폿용접이나 아크용접 등의 타 용접법의 대체 방법으로써 이용되어 왔으나, 최근에는 레이저 기술을 사용하여 타 용접법으로 접합할 수 없는 제품 생산을 가능하게 하였다. 이처럼 레이저 응용기술은 산업계의 필수적인 핵심 요소기술로 발전하고 있다³⁾.

최근 들어 셰일가스 생산증가로 LNG(Liquefied Natural Gas)저장탱크, 파이프라인, 수송용 LNG 선박의 수요가 크게 증가하고 있다. LNG 저장탱크는 30~40 %가 필렛 형상으로 이루어져있으며, 필렛 용접에서 모재의 접합 면적이 전단강도를 결정하는 핵심요소로 적정한 면적의 확보가 필수적 요인으로 고려되고 있다. 때문에 레이저 용접 용입형상 제어와 최적화 알고리즘개발이 시급하게 요구되고 있다.

과거의 최적화 기법은 수학적인 방법인 LP(Linear Programming), NLP(Non-Linear Programming) 및 DP(Dynamic Programming)을 사용하여 복잡한 문제를 해결하였다⁴⁾. 그러나 이러한 수학적 방법은 단순히 복잡한 자연현상 문제를 해결하기에 한계가 있었다. 특히 복잡한 자연현상 문제를 해결하기 위해서 문제를 단순화하는 과정으로 정확성은 떨어지게 되었다. 이러한 한계점을 극복하기 위해 발견적 탐색법(Heuristic Method)이 제안되었다⁵⁻⁸⁾.

1900년 후반부터 최근까지 용접공정 자동화에 대하여 많은 이론 및 시험연구가 수행되었다⁹⁾. Kim^{10,11)} 등은 용접변수와 비드형상 사이의 상관관계 및 GTA(Gas Tungsten Arc) 용접공정을 최적화하기 위해 회귀분석 기법을 사용했으며, 용접 비드-지오메트리 매개변수에 대한 공정 매개변수의 영향에 대해 연구를 수행하였다. Ganjigatti¹²⁾ 등은 회귀분석법을 이용하여 MIG(Metal Inert Gas) 용접공정에서 설정된 입/출력 관계에 대한 분석을 수행하였으며, Xue¹³⁾ 등은 로봇 아크 용접 공정에서 최적의 용접변수들을 예측하기 위한 퍼지 회귀법을 적용 하였다. 또한 용접비드 형상 최적화를 위하여 GA(Genetic Algorithm)를 사용하였다. Atashpaz-

Gargari와 Lucas¹⁴⁾는 실제 공학 및 최적화 문제를 해결하기 위해 ICA(Imperialist Competitive Algorithm)를 도입하였다. 또한 용접부 품질에 영향을 미치는 공정변수들과 용접상태를 대변하는 비드형상 및 용입형상의 상관관계를 통해 최적 용접조건 선정을 위한 예측모델에 대한 연구를 수행하였다. Drayton¹⁵⁾은 공정변수와 비드형상과의 관계를 나타내기 위하여 수학적 모델 개발에 관하여 연구하였으며, 최적 공정변수를 선정할 수 있는 Tolerance Box 기법이 많이 사용되었다. 최근에는 인공지능 기법인 신경회로망을 이용하여 복잡한 시스템의 입출력 변수 사이의 상호 관계를 모델링하는 방법이 유용하게 사용되고 있다. Fang¹⁶⁾은 SAON(Self Adaptive Offset Network) 신경망을 이용하여 SAW(Submerged Arc Welding)에서의 기하학적 구조 특성과 용접 공정변수 사이의 비선형 관계를 수학적 모델로 개발하였다.

기존의 최적화 방법은 공학자의 직관, 경험 그리고 실험조사 등의 사전조사 자료를 근간으로 하는 시행착오법이 사용되고 있었다. 하지만 복잡한 해석과 설계에 있어서 시행착오법의 사용은 공학자의 주관적 의견 개입으로 인해, 부적절한 최적값을 유발시킬 가능성을 내포하고 있고, 비경제적이며, 많은 시간과 노력을 반복적으로 필요로 한다는 문제가 있다. 기존의 알고리즘이 가지는 단점을 극복하기 위해서 기존의 방법이 가지는 경험적인 측면을 제거하는 대신 수학적으로 표현된 알고리즘을 사용하여 필렛 용접의 핵심요소기술인 최적 용접변수 선정을 위한 연구가 시급하게 요구된다.

최적 용접 공정변수 선정을 위해 공정변수의 크기가 상당히 큰 설계 문제의 수와 목표 및 제약의 수보다 상당히 큰 최적화 문제를 해결하는 데 GBO(Gradient-Based Optimization) 알고리즘이 효과적이다. 또한 명확한 수렴 기준으로 빠른 수렴 속도로 인한 상대적인 계산 효율성이 ICA알고리즘 보다 약 300배 정도 빠르게 수렴하며, 약 6배의 정확도를 보입니다.

따라서 본 연구에서는 9 % Ni 강재를 이용하여 필렛 형상의 레이저 용접을 수행하고, 용접부 특성 예측 모델을 GBO 알고리즘을 적용하여 레이저 용접 공정변수의 최적화를 최종목표로 하였다. 본 논문은 2장에서 파이버 레이저 필렛 용접부의 용접 특성을 확인하기 위한 레이저 필렛 용접실험 및 용입형상에 영향을 미치는 공정변수들의 적정범위를 규명하였다. 또한 선정한 공정변수를 통해 본 용접 실험을 실시하였으며 각 용접공정에 대해 발생하는 용접부 특성을 분석하였다. 3장에서는 GBO 알고리즘의 메커니즘에 대해 설명하였으며, 4장에서는 용입형상 예측모델을 기반으로 GBO 알고리즘 개발을 통해 용접 공정변수 최적화 과정 및 알고

리즘의 신뢰성 확보에 대해 서술하였다. 5장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구 방향에 대해 언급하였다.

2. 레이저 용접 실험

2.1 실험장치 구성 및 방법

레이저는 고밀도 열원으로써, 입열을 최소화하면서 고속용접이 가능한 장비이다. 특히 최근 상업화된 고출력 파이버 레이저는 특유의 발진원리 때문에 높은 빔품질과 소형화된 시스템이 가능하다. 이러한 장점들로 인해 파이버 레이저는 LNG 카고탱크에 대해 선박 내부에서 용접이 가능한 가장 적합한 열원이라고 판단된다. 따라서 본 연구에서는 선박산업에 레이저 용접기술을 적용하기 위해 파이버 레이저를 이용하여 LNG 탱크선용 9% 니켈강의 필렛 레이저 용접을 수행하였다. 극저온강 9% 니켈 용접부의 품질을 확인하고 최적의 공정변수를 개발하기 위하여 MIYACHI 모델 ML-6950A(5 kW 광섬유 레이저 용접기)가 사용되었고, 전체 시스템은 YASKAWA 모델 DX100의 MOTORMAN로 구성하였다. Fig. 1은 레이저 용접 시스템의 공진기, 냉각기, 로봇 제어기, 광원장비 및 실험에 사용된 Jig를 나타낸다.

실험을 통해 접합면 길이에 영향이 큰 3가지의 공정변수를 설정하여 필렛 레이저 용접을 수행하였다. 실험을 위하여 같이 5 kW 광섬유 레이저 용접기가 사용되었다.

용접 공정변수에 따른 용입형상을 확인하여 접합면 길이, 용입면적의 영향에 주요 요인이 되는 레이저 출력, 용접속도, 용접 각도로 선정하여 파이버 레이저 용접실험 계획을 수립하였으며, 제외된 Defocusing, Focal length는 고정변수로 설정하였다. 용접실험 계획은 일반적으로 알려진 실험계획법 중에 완전요인실험계획법(Full factorial design)으로 구성하였으며, 요인설계(Factorial design)의 경우 각각의 입력변수들의 수준을 일정간격으로 배치하여 모든 입력변수들간 수준(Level)의 조합에 의해 실험이 이루어지게 된다. 실험 수준은 Table 1과 같이 나타내며, 실험에 사용된 레이저 용접공정의 개략도는 Fig. 2와 같이 나타낸다.

Fig. 1 Configuration of 5 kW fiber laser welding system

위에서 기술한 바와 같이 입력변수는 레이저 출력, 용접속도, 용접 각도이며, 이에 따른 출력변수로는 용입형상(용입면적, 접합면 길이, 각장 길이)으로 선정하였다. Fig. 3은 용입형상의 측정을 위한 모식도를 나타내며 Fig. 4은 파이버 레이저 용접공정의 입력변수 및 출력변수를 포함한 용접공정을 나타내고 있다.

용접 실험 결과 용입부 형상을 표현하는 함수를 기반

Table 1 Welding parameters and their levels

Parameter \ Level	-1	0	1
Laser power(kW)	3	4	5
Welding speed (m/min)	0.5	1	1.5
Welding angle(°)	30	45	60
Fixed variable	- Shielding gas flow rate : 15 l/min - Defocusing : 0 mm - Focal length : 0 mm

Fig. 2 A schematic diagram for laser fillet weld process

J_1 : Joint surface length(mm)
 L_1 : Upper Base metal leg length(mm)
 L_2 : Lower Base metal leg length(mm)
 A_1 : Upper Base metal weld area(mm²)
 A_2 : Lower Base metal weld area(mm²)

Fig. 3 A schematic diagram of bead geometry for the study

Fig. 4 Input and output variables of the fiber laser welding

Table 2 Result of weld penetration area

Test no.	Area 1(mm ²)			Area 2(mm ²)		
	1st	2nd	3rd	1st	2nd	3rd
1	6.13	6.04	6.28	8.69	8.94	8.77
2	2.81	2.95	3.03	4.88	4.94	4.97
3	2.25	2.36	2.38	4.07	4.16	4.15
4	5.08	5.12	4.94	13.1	13.3	13.3
5	3.04	3.15	3.10	8.76	8.99	8.82
6	2.71	2.79	2.85	8.70	8.84	8.77
7	6.31	6.29	6.35	17.2	17.0	17.2
8	3.97	4.08	4.02	11.2	11.3	11.5
9	3.09	3.15	3.11	8.78	8.90	8.91
10	3.86	3.95	3.80	10.5	10.6	10.5
11	2.41	2.53	2.67	6.17	6.31	5.99
12	1.87	1.95	1.89	6.25	6.11	6.20
13	6.00	6.16	6.10	16.6	16.8	16.9
14	3.51	3.65	3.67	7.25	7.00	7.26
15	2.45	2.34	2.39	7.85	7.67	7.72
16	7.96	8.00	7.84	18.3	18.6	18.5
17	4.17	4.21	4.19	10.0	10.2	10.4
18	5.45	5.54	5.32	11.0	11.3	11.1
19	3.78	3.85	3.76	8.39	8.56	8.49
20	3.63	3.49	3.59	6.40	6.61	6.20
21	1.58	1.66	1.75	5.07	5.13	4.99
22	7.58	7.66	7.65	12.5	12.7	12.7
23	3.14	3.03	3.25	9.50	9.64	9.77
24	2.52	2.61	2.65	8.26	8.44	8.45
25	12.5	12.9	12.8	17.2	17.2	17.0
26	4.52	4.75	4.69	14.0	14.2	14.3
27	3.07	3.12	3.09	9.51	9.33	9.66

으로 입력변수 변화에 따른 용입면적의 적분을 통해 산출하였으며, 그 결과를 Table 2에 나타낸다. 또한 27회의 실험조건 및 3회 반복 용접의 조건에 따른 각장 길이를 측정 하였으며, 레이저 필렛 용접에서 상위모재의 각장길이는 레이저 출력이 증가, 용접속도 감소, 용접 각도가 낮을수록 증가하였다.

반대로 하위모재의 각장길이는 레이저 출력이 증가, 용접속도 감소, 용접 각도가 높을수록 증가하는 경향을 보인다. 각장길이는 사용자가 요구하는 필렛 용접 각장길이 3.2 mm 이하의 길이가 도출되어 모든 용접 조건에 대해서 요구 각장길이를 만족하였다.

필렛 용접에서는 겹쳐진 용접부의 면적이 전단 인장 강도를 결정하기 때문에 적절한 면적의 확보가 필수적이다. 접합면 길이(J₁)는 레이저 출력이 증가, 용접속도 감소, 용접 각도가 낮을수록 증가하는 경향을 확인하였다.

3. GBO 알고리즘

GBO 알고리즘은 유전자 알고리즘을 기반으로 최적해를 찾으며, 주어진 시스템의 목적함수와 제약조건이 결정되어지고 산출절차에 따라 최적화 문제의 성격을 규정하고 이에 알맞은 최적화 기법을 사용한다. 유전자 알고리즘 GA(Genetic Algorithm)는 목적함수의 최적해를 발견하는 모의진화(Simulation evolution)형 탐색 알고리즘의 성격을 가지고 있다.

기존의 최적화 기법들은 하나의 점에서 출발하여 다음의 점을 찾아가는 탐색방법들로 지역 최적화(Local optima)에 빠지기 쉬운 단점이 있다. 하지만 GBO 기법은 집단을 이루어 동시에 탐색을 하므로 보다 넓은 영역에서 적정수준의 다양성을 유지해가면서 병렬적으로 우수한 후보들간에 정보를 교환하여 전역 최적화(Global optima)를 유도할 수 있다. GBO 수렴해석에 대한 이론적 연구는 스키마타 이론에 근거하고 있으며, 최적의 스트링을 탐색하는 과정은 스키마타의 경쟁과 정에서 최적의 스트링을 인스턴스를 가지고 Population Size를 늘려가면서 선택과정을 정리한다.

GBO 알고리즘은 반복되는 설계변수에 의해 최적화할 기울기를 구하며 식(1)과 같이 나타낸다.

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k \quad (1)$$

여기서 x_k 는 반복 k 에서의 설계 변수 벡터이고, d_k 는 설계 변수 변경 방향의 벡터이며, 스칼라 α_k 는 목적 함수의 개선을 보장하는 데 사용되는 단계 길이 제어 매개 변수이다. 설계 변수 변경 방향의 벡터는 다음과 같다.

$$d_k = -\nabla f(x_k) \quad (2)$$

x 의 각 성분에 대한 f 의 부분 도함수에 의해 형성된 구배 ∇f 는 유한 차에 의해 근사화 될 수 있다. ∇f 의 벡터 노름이 0이면, 국소 최소값의 필요한 조건이 충족되고 알고리즘이 수렴된다. 단계 방향이 주어지면 Line Search 알고리즘을 사용하여 목적 함수의 최대 축소를 생성하는 단계 크기 α_k 를 식별한다. 이는 식(3)과 같이 정의된 하나의 변수에 대해서만 스칼라 α 의 최적값을 찾는 것과 같다.

$$\min \bar{f}(\alpha) = f(x_{k+1}) = f(x_k + \alpha d_k) \quad (3)$$

x_k 근처 목적 함수의 2차 함수 모델 m_k 와 그 주변 반경 Δ_k 는 Taylor-series expansion을 통해 식(4), (5)와 같이 나타낸다.

$$f(x_k + p) = f_k + g_k^T p + \frac{1}{2} p^T \nabla^2 f(x_k + tp) p \quad (4)$$

$$m_k(p) = f_k + g_k^T p + \frac{1}{2} p^T B_k p \quad (5)$$

여기서 $f_k = f(x_k)$, $g_k = \nabla f(x_k)$, $t = (0, 1)$ 이며, 2차 함수 모델 m_k 는 Hessian matrix $\nabla^2 f(x_k)$ 에 의해 근사값 B_k 를 구할 수 있다.

초최값 m_k 는 및 반경 Δ_k 의 범위는 식(6), (7)과 같이 나타낸다.

$$\min_{p \in R^n} m_k(p) = f_k + g_k^T p + \frac{1}{2} p^T B_k p \quad (6)$$

$$s.t. \|p\| \leq \Delta_k \quad (7)$$

p_k 를 이용하면 m_k 의 성능은 실제 감소에 대한 목적 함수의 예측 감소로서 비율 ρ_k 를 사용하여 다음 (8)과 같이 구할 수 있다.

$$\rho_k = \frac{f(x_k) - f(x_k + p_k)}{m_k(0) - m_k(p_k)} \quad (8)$$

p_k 가 1에 가까워 m_k 와 목적함수 f 사이의 일치를 나타내면 다음 반복을 위해 신뢰 영역을 확장해야 한다. p_k 가 양수이며 1보다 상당히 작은 경우, 신뢰 영역의 반경은 동일하게 유지된다. p_k 가 0에 가까우거나 음수이면 신뢰 영역이 줄어들며, p_k 가 충분히 크면 $x_{k+1} = x_k + p_k$ 이다. GBO 알고리즘의 신뢰 영역은 일반적인 비선형 목적 함수의 최적화에서 2차 함수 모델을 사용하며, 비선형 목적 함수와 비선형 동등성 및 제약 조건을 갖는 상황에서 사용된다.

4. 최적화기법을 이용한 용접공정 분석

4.1 GBO 알고리즘을 이용한 공정변수 최적화

파이버 레이저 필렛 용접공정의 매개변수를 도출하기 위해 입력자료를 구성하고자 하였으며, 목적함수에 입력할 주 입력자료는 용접 입·출력변수들을 사용하였다. 이러한 정리를 바탕으로 GBO 최적화 기법의 프로그램 모식도를 Fig. 5에 나타낸다.

GBO 알고리즘을 이용하여 레이저 출력, 용접속도, 용접각도에 대한 범위값은 최소 [3 kW, 0.5 m/min, 30°]에서 최대 [5 kW, 1.5 m/min, 60°]으로 선정하였으며, 지속적인 반복산출을 통해 공정변수 결과 오차를 감소시키다가 변화가 안정화되는 부분에서 산출을

Fig. 5 A flow chart for GBO method to predicting welding parameters

Table 3 GBO method parameters and their values

Optimal method		GBO(Gradient-Based Optimization)
Function tolerance (Population size)		1E-6, 2E-6, 3E-6, 4E-6, 5E-6, 6E-6, 7E-6, 8E-6, 9E-6, 1E-5
Range of parameter	Min. Value	30 °, 3 kW, 0.5 m/min
	Max. Value	60 °, 5 kW, 1.5 m/min
Range of Constraint value		2.5 mm
		3.0 mm
Solver		Constrained nonlinear minimization
Algorithm		Active set
Derivatives		Gradient supplied

정지하도록 구성하였다.

목적함수에 사용된 변수들은 용접공정에서 입력변수로 판단되는 레이저 파워, 용접속도, 용접각도로 선정하고 이러한 변수에 의해 형성되는 각장 길이는 회귀모델을 입력하였으며, 용접조건에 의해 형성되는 접합면 길이, 용입면적의 수학적모델을 사용하였다. GBO 알고리즘의 설정 변수는 Table 3에 나타낸다.

GBO 최적화 기법을 적용하여 Population size에 따른 상·하위 모재의 각장길이, 용입면적, 접합면 길이를 도출하였으며, 파이버 레이저 용접 공정변수의 최적화 수행 결과를 Figs. 6~9에 나타낸다.

파이버 레이저 용접 공정변수(레이저 파워, 용접속도, 용접각도)의 최적화 수행 결과 상위모재의 각장길이 2.5 mm인 경우 Population size가 2.E-06, 3.0 mm인 경우 Population size가 7.E-06일 때의 공정변수를 선정하

Fig. 6 The results of GBO method(L1-2.5mm)

Fig. 7 The results of GBO method(L1-3.0mm)

Fig. 8 The results of GBO method(L2-2.5mm)

Fig. 9 The results of GBO method(L2-3.0mm)

Table 4 The results of optimization

Parameter Leg length	Laser power(kW)	Welding speed (m/min)	Welding angle(°)
2.5(L ₁)	4.0763	0.8955	41.3340
3.0(L ₁)	4.6051	0.5928	31.7561
2.5(L ₂)	3.9828	0.5941	31.1165
3.0(L ₂)	4.6227	0.5003	46.4314

였다. 하위 모재의 각장길이 2.5 mm인 경우는 Population size가 1.E-06, 3.0 mm인 경우 Population size가 8E-06일 때의 변수를 최적의 공정변수로 선정하였으며 그결과를 Table 4에 나타낸다.

4.2 GBO 알고리즘 신뢰성 확보

다중 입력과 출력을 가지는 선형/비선형 시스템의 해를 구하기 위한 공학적 예측 문제를 분석하는데 있어 최적화 이론이 다양하게 적용되고 있다. 최적화 기법은 다양한 주제의 설계, 운영 및 유지관리 분야에서 물론 매개변수 산정을 위한 역해석(Inverse analysis)에 까지 광범위한 범위의 문제에 적용되고 있다. 이러한 경향은 컴퓨터 하드웨어의 발전에 따라 종래에는 생각하기 힘들었던 형태의 문제도 가능해짐에 따라 더욱 두드러지게 나타내었다. 본 논문에서는 파이버 레이저 필렛 용접에서 LNG 탱크 제작을 위해 GBO 알고리즘의 오차를 계산하였다. GBO 알고리즘은 집단을 이루어 동시에 탐색을 하므로 보다 넓은 영역에서 적정수준의 다양성을 유지해가면서 병렬적으로 우수한 후보들간에 정보를 교환하여 전역 최적화를 유도하였다.

공정변수 최적화 결과 GBO 알고리즘을 사용하여 높은 솔루션 품질을 얻을 수 있었으며, 레이저 필렛 용접의 최적의 알고리즘은 소요시간과 Error를 줄일 수 있는 것을 확인하였다.

GBO 알고리즘의 Error를 분석한 결과를 Table 5에 나타내며, 평균 0.01831 %로 알고리즘의 신뢰성을 확보하였다. 여기서 Error는 위절에서 선정된 최적의 공정변수를 입력하였을 경우 Leg length의 출력값이 목적값인 2.5 mm, 3.0 mm와의 차이를 나타낸다.

Table 5 Comparative analysis of optimization algorithm

No.	Leg length (mm)	CPU time(s)	Error(%)	Error aver.(%)
1	2.5(L ₁)	0.047	0.00844	0.01831
2	3.0(L ₁)	0.045	0.01870	
3	2.5(L ₂)	0.042	0.03240	
4	3.0(L ₂)	0.046	0.01370	

5. 결 론

본 논문에서는 파이버 레이저 필렛 용접공정을 수행하여 용입 형상에 따른 기계적 성질과의 관계를 분석하고, 최적화기법에 적용을 통해 요구하는 각장길이 및 인장강도에 따른 최적의 용접공정변수를 선정하여 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

1) GBO 최적화 기법을 적용하여 Population size에 따른 용입면적(A_1 , A_2)의 비율을 비교하여 상위모재(A_1)의 용입면적이 25 % 이상인 조건과 접합면 길이가 최대 일때의 조건을 만족시키는 제한조건과 요구조건인 각장길이(2.5 mm, 3.0 mm)에 따른 최적의 공정변수를 선정하였다.

2) 상위모재의 각장길이(L_1) 2.5 mm의 경우는 Population size가 2.E-06일 때, 상위 모재의 용입면적 25.895 %, 접합면 길이 5.3195 mm로 가장 높아 레이저 출력 4.0763 kW, 용접속도 0.8955 m/min, 용접 각도 41.334 °로 선정하였다. 3.0 mm의 경우는 Population size가 7.E-06일 때, 상위모재의 용입면적 27.69 %, 접합면 길이 6.81415 mm로 최적의 공정변수는 레이저 출력 4.6051 kW, 용접속도 0.5928 m/min, 용접 각도 31.7561 °로 선정하였다.

3) 하위 모재의 각장길이(L_2)가 2.5 mm일 경우 Population size가 1.E-06일 때 상위모재의 면적 비율은 27.75 %로 25 % 이상을 만족하며, 접합면 길이가 6.239892 mm로 가장 높아 최적공정변수는 레이저 출력 3.9828 kW, 용접속도 0.59419 m/min, 용접 각도 31.1165 °로 선정하였다. 3.0 mm의 경우는 Population size가 8E-06일 때 상위 모재의 면적 비율은 31.565 %이며, 접합면 길이가 6.45324 mm로 가장 높아 최적의 공정변수는 레이저 출력 4.6227 kW, 용접속도 0.5003 m/min, 용접 각도 46.4314 °로 선정하였다.

4) 필렛 용접에서는 겹쳐진 용접부의 면적이 전단강도를 결정하기 때문에 적정한 면적의 확보가 필수적이며, 이를 위해 레이저 용접 용입형상을 제어하였다.

5) GBO 알고리즘의 신뢰성 확보를 위해 CPU Time 및 Error를 분석한 결과를 평균 0.01831 %로 최적 공정변수의 신뢰성을 확보하였다.

6) 향후 극저온강 재질, 보호가스 종류, 용접방법과 같은 다양한 용접 환경에서 용접품질 예측 및 공정 최적화를 위한 추가적인 연구가 필요할 것으로 사료된다.

ORCID: Tae-Jong Yun: <https://orcid.org/0000-0002-3827-5857>

ORCID: Won-Bin Oh: <https://orcid.org/0000-0003-2032-1031>

ORCID: Bo-Ram Lee: <https://orcid.org/0000-0002-0201-6335>

ORCID: Chung-Woo Lee: <https://orcid.org/0000-0001-8422-3356>

ORCID: Hyun-Ho Na: <https://orcid.org/0000-0002-2166-9243>

ORCID: Ju-Seok Choi: <https://orcid.org/0000-0002-5390-8069>

ORCID: Ill-Soo Kim: <https://orcid.org/0000-0002-9936-6760>

References

1. N. Bindu and Lohani, Beyond Factory Asia, Fuelling growth in a changing world, Asian Manufacturing and Global Production Networks, *Printed in the Philippines*, (2013).
2. H. T. Kim, Latest Trends of Laser Welding in European Shipbuilding, *RESEAT Analysis Report*, (2003).
3. J. D. Kim and T. Ueno, Recent Topics on Laser Processing in Japan, *J. Korean Weld. Join. Soc.* 26(4) (2008) 311-317.
4. I. S. Kim, M. H. Park, H. H. Kim, J. P. Lee, C. I. K. Park, and J. Y. S, An Experimental Study on Mathematical Model to Predict Bead Width in GMA Weldment, *J. Korean Soc. Precis. Eng.* 32(2) (2015) 209-217.
<https://doi.org/10.7736/KSPE.2015.32.2.209>
5. D. E. Goldberg and J. H. Holland, Genetic algorithms and machine learning, *Mach. learn.* 3(2) (1988) 95-99.
6. M. Dorigo, G. D. Caro, Ant colony optimization: a new meta-heuristic, In: Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation-CEC99, *IEEE, Washington DC* (1999) 1470-1477.
<https://doi.org/10.1109/CEC.1999.782657>
7. R. Eberhart, James. Kennedy, Particle swarm optimization. In: Proceedings of the IEEE international conference on neural networks, Australia, (1995) 1942-1948.
<https://doi.org/10.1109/ICNN.1995.488968>
8. Z. W. Geem, J. H. Kim and G. V. Loganathan, A new heuristic optimization algorithm: Harmon. Search, *Simulation*, 76(2) (2001) 60-68.
<https://doi.org/10.1177/003754970107600201>
9. M. Mhrdad, M. Fesanghary and E. Damangir, An improved harmony search algorithm for solving optimization problems, *Appl. Math. Computation*, 188(2) (2007) 1567-1579.
<https://doi.org/10.1016/j.amc.2006.11.033>
10. I. S. Kim, C. E. Park, Y. H. Cha, B. S. Seong, Y. M. Park, Y. H. Ahn, K. W. Kim, and Y. J. Jeong, Selection of optimal Process Parameters for Butt Welding, *J. Korean Weld. Join. Soc.* 2 (2001) 3-6.
11. M. H. Park, I. S. Kim, J. H. Lee, J. P. Lee, Y. S. Kim and S. O. Na, An Experimental Study on Prediction of Bead Geometry for GTA Multi-pass Welding in Underhead Position, *J. Weld. Join.* 32(1) (2014) 53-60.
<https://doi.org/10.5781/JWJ.2014.32.1.53>
12. J. P. Ganjigatti, Pratihari and K. Dilip, Forward and reverse modeling in MIG welding process using fuzzy-logic-based approaches, *J. Intell. Fuzzy Syst.* 19(2) (2008) 115-130.
13. H. Xue, N. T. Chong and K. Mashodo, Fuzzy associative memory optimization using genetic algorithms. In *Proc. Third IEEE International Conference on Fuzzy*

- system*, Orlando (1994) 509-513.
<https://doi.org/10.1109/FUZZY.1994.343733>
14. E. Atashpaz-Gargari, C. Lucas, Imperialist competitive algorithm : An algorithm for optimization inspired by imperialistic competition, *2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation, Singapore* (2007) 4661-4667.
<https://doi.org/10.1109/CEC.2007.4425083>
15. Drayton, P. A., An examination of the influence of process parameters on submerged arc welding, The Welding Institute Report 4-1972-PE, *The Welding Institute*, (1972).
16. P. Li, M. T. C. Fang, Modelling of submerged arc weld beads using self-adaptive offset neural networks, *J. Mater. Process. Technol.* 71(2) (1997) 288-298.
[https://doi.org/10.1016/S0924-0136\(97\)00087-3](https://doi.org/10.1016/S0924-0136(97)00087-3)