

Filler wire를 이용한 알루미늄 레이저 용접에서 신경회로망과 유전 알고리즘을 이용한 공정 모델링 및 변수 최적화

Process Modeling and Parameter Optimization Using Neural Network and Genetic Algorithm in Aluminum Laser Welding with Filler Wire

박 영 환*, 이 세 현**, 박 현 성***, 신 현 일***

* 한양대학교 정밀기계공학과

** 한양대학교 기계공학부

*** 기아자동차 차체생기팀

1. 서 론

차량의 경량화에 있어서 알루미늄 차체의 적용은 전세계 자동차 산업에 있어서 중요한 이슈이다. 알루미늄은 용접시 열원에서의 입열의 밀도가 커야 하므로 레이저 용접이 많이 이용될 것으로 예상되고 있다.

레이저를 이용하여 알루미늄 5000계열 합금을 용접하는 경우, 용접후 강도 저하 현상이 발생하는데 용접중에 발생하는 기공과 underfill, 그리고 마그네슘의 손실에 의하여 발생한다.¹⁾ 이를 보완하기 위하여 filler wire를 이용한 알루미늄 합금의 용접이 사용되고 있다.²⁾ 레이저 용접 공정은 공정 변수들이 매우 복잡하게 연관되어 있으므로 최적의 용접 조건을 얻는다는 것은 매우 어려운 일이다. 그러나 생산성과 용접성등을 고려하여 모든 용접 조건들에 대한 최적화가 요구되고 있다.

이러한 용접 공정의 모델링과 최적화는 용접공정에서 중요한 이슈이다. Rhee^{3,4)}와 Tsai⁵⁾ 등은 레이저 용접과 아크 용접공정을 신경회로망을 이용하여 모델링하였고, 이를 최적화하기 위해 유전 알고리즘과 stimulated annealing 알고리즘을 이용하여 전역적 최적점을 찾는 연구를 수행하였다.

본 논문에서는 자동차 차체용 알루미늄 합금 5182 판재에 대하여 filler wire를 이용한 레이저 용접 공정을 모델링하고 공정 변수를 최적화 하였다.

2. 실험

2.1 실험 장비 및 조건

알루미늄의 레이저 용접에서 용접 공정을 모델링하고 용접 공정을 최적화하기 위하여 용접 실험을 수행하였다. Filler wire를 이용한 알루미늄 레이저 용접 실험을 수행하기 위한 시스템 개략도와 사진은 Fig. 1과 같다. 실험에 사용된 레이저는 최대 출력 4.4 kW의 Nd:YAG 레이저로, 레이저 TEM₀₀ 모드를, 발진기의 출력 방법은 CW 모드로 실험하였다. 레이저의 역반사 (back reflection) 로부터 장비를 보호하기 위해 레이저를 직각으로부터 18° 기울였다.

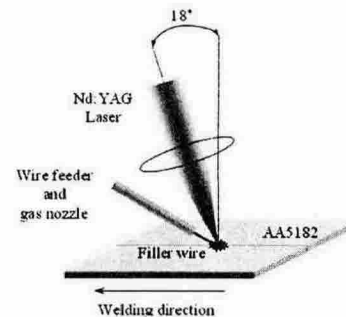


Fig 1. Experimental setup

Filler wire를 이용한 레이저 용접 실험은 레이저 출력은 3, 3.5, 4 kW로 용접 속도는 6, 7.5, 9 m/min, filler wire의 공급 속도는 2, 3, 4 m/min으로 하여 실험을 수행 하였다. 반복 회수는 3회로 총 실험회수는 81회였다. 초점 위치는 시편표면에 위치하였고, 보호 가스는 아르곤 (Ar) 을 이용하였고 상부에서 20 l/min, 하부에서 10 l/min의 유량 속도로 공급하였다.

실험에 사용된 판재는 AA5182로 두께는 1.4 mm, 용접 길이는 280 mm 였고, filler wire는 직

경 1.2 mm 의 AA5356 용접봉이었다.

2.2 실험 결과 및 고찰

Filler wire를 이용한 레이저 용접의 인장 실험 결과는 Fig. 2와 같다. 알루미늄 5182 합금의 모재의 인장강도는 277 N/mm² 으로 모재의 인장강도 보다 높은 경우는 모재부에서 파단이 발생하며, 그렇지 않은 경우 용접부에서 파단이 발생하였다. Fig. 2에서 이처럼 filler wire의 양이 늘어 날수록 적정 용접의 범위가 줄어들음을 알 수 있는데 이것은 같은 입열인 경우 filler wire의 공급으로 인하여 입열이 filler wire를 녹이는데 많이 분산되므로 모재를 녹이는데 필요한 열량이 줄어들기 때문으로 사료된다. 그러므로 filler wire를 이용한 알루미늄 레이저 용접에서 입열의 조건인 레이저 출력과 용접속도, 그리고 filler wire의 공급속도가 매우 중요한 공정 변수임을 알 수 있다.

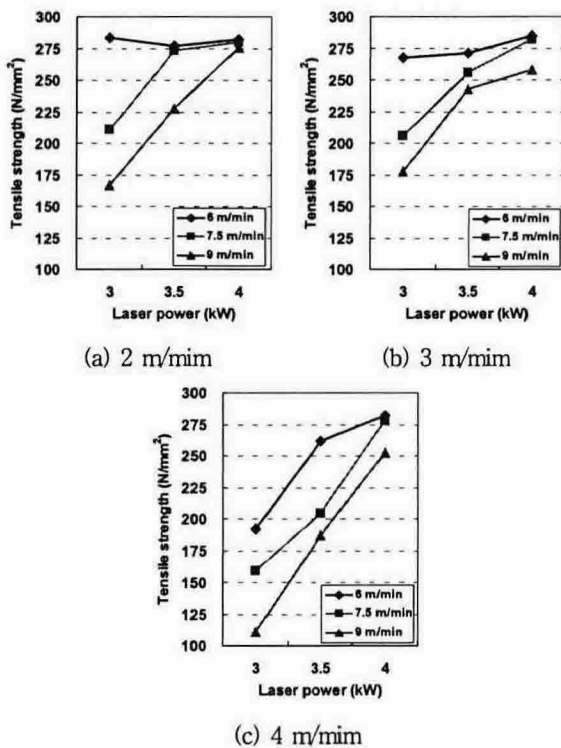


Fig. 2 Experiment result according to wire feed rate

3. 신경망을 이용한 공정 모델링

Filler wire를 이용한 알루미늄 레이저 용접에서 프로세스 모델링을 위해 신경회로망을 모델을 이용하여 인장강도를 예측하는 모델을 구성하였다. 구성된 모델은 1개의 입력 층과 2개의 은닉

층, 그리고 1개의 출력층로 구성되어 있으며 각각의 층에는 3개, 5개, 3개, 1개의 노드를 가지고 있다. 입력 노드는 filler wire의 공급 속도, 레이저 출력, 그리고 용접 속도로 하였다. 출력 노드는 레이저 용접 시편의 인장 강도로 하였다.

각 노드의 연결 강도를 학습시키기 위한 알고리즘으로 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다. 학습율은 0.1 로, 모멘텀 계수는 0.9 로 하였다. 수렴속도의 향상을 위해 수렴 속도나 성능에 있어서 우수한 Levenberg-Marquardt algorithm을 이용하였다.

Fig. 3은 신경 회로망 모델을 이용하여 얻은 결과를 보여주고 있다. Fig. 3에서 보는 바와 같이 전체적으로 좋은 예측 성능을 보여주고 있다. 예측값과 측정값에 대한 신경망 모델의 결정 계수는 0.9942 로 예측 성능이 정량적으로 우수하다는 것을 알 수 있다. Fig. 4는 구성된 인공 신경 회로망 모델을 이용하여 실험 영역 전체에 대하여 얻어진 결과를 표시하고 있다.

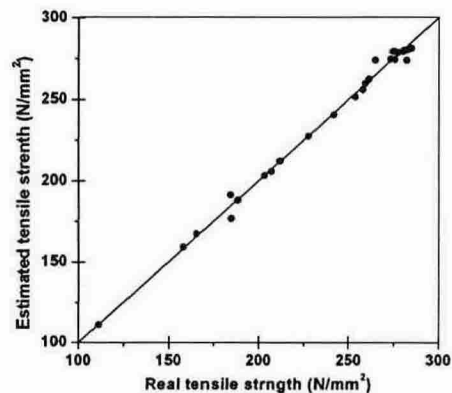


Fig. 3 Estimation result of model

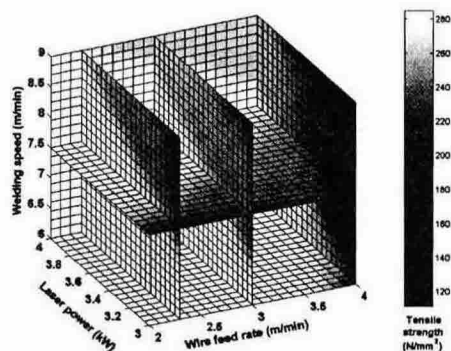


Fig. 4 Estimated value in overall range

4. GA를 이용한 공정 변수 최적화

유전 알고리즘 (genetic algorithm : GA)를 이

용하여 공정 변수를 최적화하였다. 최적화를 위한 유전 인자의 개체의 수는 20개로 하였고, 최대 학습 세대수는 15세대로 초기화 하였다. 유전 연산자 중, 교배율은 0.8로 돌연변이율은 0.01로 하였다. 그리고 wire 공급속도, 레이저 출력, 그리고 용접 속도를 이진 스트링으로 만들기 위해서 각각 5, 4, 6개의 bit으로 나누었다.

세대의 생존 확률을 결정하기 위하여 각 세대에 대한 적합도를 평가하는 지수가 필요하다. 이를 위해서 공정 변수 및 인장 강도에 대한 목적 함수가 필요하며, 식 (1)과 같이 정의 하였다. 여기서 x 는 공정 변수 및 인장 강도의 값을 의미하며, c_1 은 가중치를, c_2 와 c_3 는 실험 영역내의 값을 0에서 1까지 값으로 normalizing 하기 위한 값이다. c_1 은 모재의 인장강도보다 낮으면 1로 크면 1.5로 하여 인장강도에 대한 영향력을 구분하였고, 다른 변수에 대하여는 1로 하였다.

$$obj_x = c_1 \times \frac{x - c_2}{c_3 - c_2} \quad (1)$$

생산성을 고려하여 적합도 함수를 식 (2)와 같이 정의 하였다. 용접성을 나타내는 인장 강도에는 80의 가중치를, 생산성을 나타내는 wire 공급속도와 용접 속도는 각각 5와 15의 가중치를 두었다.

$$fit = 80 \times obj_{TS} + 5 \times obj_{WFR} + 15 \times obj_{WS} \quad (2)$$

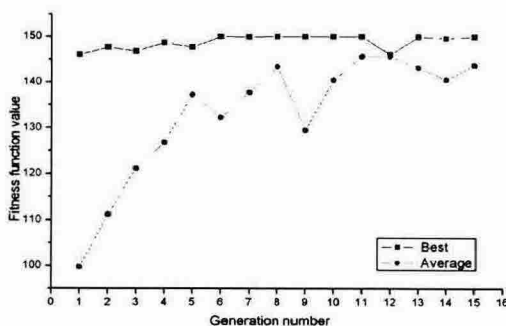


Fig. 5 Parameter optimization by GA

Fig. 5는 GA를 이용한 최적화의 과정을 보여주고 있다. 세대가 지날수록 높은 적합도 함수의 값으로 수렴함을 알 수 있고, 최종적으로 얻어지는 최적의 공정 변수는 wire feed rate은 2.38 m/min, 레이저 출력은 4 kW, 그리고 용접 속도는 8.47 m/min 이다. 이때의 적합도 함수의 값은 149.94 이고 예측되는 인장강도의 값은 284.2

N/mm² 이다.

5. 결 론

본 연구에 대한 결론은 다음과 같다.

- 1) 알루미늄 5182 합금에 대한 5356 filler wire를 이용하여 레이저 출력, 용접 속도, wire 공급속도를 변수로 용접 실험을 수행하여 모재의 인장 강도 보다 높은 실험 결과를 얻었다.
- 2) Filler wire를 이용한 알루미늄 레이저 용접 조건을 인장강도라는 측면에서 모델링하기 위해, 신경 회로망 모델을 제시하였고, 그 예측 성능이 우수함을 알 수 있었다.
- 3) 용접 조건을 최적화하기 위해 용접성과 생산성을 고려하여 적합도 함수를 구하였고, 유전 알고리즘을 이용하여 최적화 하였다.

후 기

본 연구는 청정생산기술 연구사업(A1C-01-02)의 지원으로 수행되었습니다. 산업자원부 및 기아자동차를 비롯한 관계자 여러분께 감사드립니다.

참고문헌

1. M. Pastor, H. Zhao, R. P. Martukanitz, and T. Debroy : Porosity, Underfill and Magnesium Loss during Continuous Wave Nd:YAG Laser welding of Thin Plates of Aluminum Alloys 5182 and 5754, *Welding Journal*, 78-6 (1999), 207s-216s.
2. M. Naeem and R. Jessett : Aluminium Tailored Blank Welding With and Without Wire Feed, Using High Power Continuous Wave Nd:YAG Laser, *SAE Conference Proceedings P*, 334 (1998), 247-256.
3. H. Park and S. Rhee : Estimation of Weld Bead Size in CO₂ Laser Welding by Using Multiple Regression and Neural Network, *Journal of Laser Applications*, 11-3 (1999), 143-150.
4. D. Kim and S. Rhee : Optimization of Arc Welding Process Parameters Using a Genetic Algorithm, *Welding Journal*, 80-7 (2001), 184s-189s.
5. Y. S. Tamg, H. L. Tsai, and S. S. Yeh : Modeling, Optimization and Classification of Weld Quality in Tungsten Inert Gas Welding, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 39-9 (1999), 1427-1438.