

# 강관원주 TIG 용접에서 용접공정변수와 이면 비드 형상의 상관관계에 대한 연구

A study on the mapping between welding parameters and back bead shape in orbital TIG welding for steel pipe

우승엽\*, 장희석\*\*, 강선호\*\*\*, 장용삼\*\*\*

(\* 명지대학교 기계공학과 대학원, \*\* 명지대학교 기계공학과, \*\*\* 대성중앙연구소)

## 1. 서론

Tungsten Inert Gas Welding은 비소모성 텅스텐 전극과 용융 풀(weld pool) 사이의 아크 발생을 이용하여 금속을 접합하는 용접방법으로서 불활성 가스는 아르곤(Ar)이나 헬륨(He) 또는 이의 혼합 가스를 주로 사용하며, 이 가스는 텅스텐 전극을 감싸고 있는 노즐을 통하여 공급하게 되며 용가재(filler metal)는 필요시에 별도로 첨가할 수 있다. TIG 용접은 다른 아크용접과는 달리 스페터가 없고 양질의 용접이 가능하기에 많은 산업분야에서 사용되고 있다. 원주 TIG 용접은 현재 오일, 가스, 핵, 화학분야의 파이프라인에 이용되고 있다. 파이프라인의 안전한 접합을 위해서 초층 용접(root run)시 용접 이면의 비드가 어느 정도 형성되어야 하나 원주용접은 평판용접과는 달리 이면 비드의 형상을 관찰할 수가 없다. 또한 파이프의 원주를 따라 용접을 하므로 토치가 위치한 장소에 따라서 이면 비드 형성에 영향을 주는 중력, 표면장력, arc pressure, 액상 고상의 계면장력(界面張力), 용접방향 등의 요인이 달라지게 되어 이를 고려한 용접조건을 각 위치에서 구현하여야 한다. 이는 용접자동화에 장애가 되고 있으며 이러한 문제를 해결하기 위해서 용접공정변수와 이면 비드형상의 관계를 실험식으로 나타내는 연구와 위의 상관관계를 열전달 현상을 분석<sup>[4]</sup>하여 해석적으로 구하는 연구가 수행되어 왔으나 이는 많은 단순화와 가정을 통한 결과이며 실제의 경우는 용접 공정이 심한 비선형 특성을 나타내므로 실용화시키기 어렵다고 판단된다. 또한 파이프를 용접하는 경우 이면의 온도분포를 측정하는 것은 사실상 불가능하여 이러한 해석적 방법을 실제 용접에 적용하기는 어렵다. 따라서 본 연구에서는 실험을 통하여 수집된 일련의 용접 공정변수에 대응하는 비드크기를 최근 비선형 상관관계(nonlinear mapping) 규명에 성공적으로 적용되고 있는 인공신경회로망을 이용하여 구해 보았다.

## 2. 인공신경회로망

인공신경회로망(artificial neural networks)이론은 생체의 신경조직(biological nerve system)을 단순화시킨 모델에 기초를 두며 많은 서로 연결된 기초연산자(elementary processor)들로 이루어진다. 이러한 기초연산자들은 단지 간단한 계산능력만 가지고 있지만 서로 유기적으로 연결되어 있으므로 입력신호(input)와 출력신호(output) 사이의 복잡한 함수관계(mapping)를 구현시킬 수 있다. 특히 이 함수관계가 심한 비선형특성을 가질 때 상당히 효과적으로 인공신경회로 이론을 적용할 수 있을 것으로 알려져 있다. 본 연구에서 사용된 인공신경회로망은 범용으로 널리 사용되는 semi-linear feedforward net로서 실제 용접

공정에서 실시간 측정이 불가능한 이면 비드의 형상을 용접도중 측정된 용접공정변수를 입력패턴으로 하여, 생산단계(production stage)에서 추정하는 추정기법이다. 인공신경회로망을 구성하여 운용하는 방법은 크게 학습단계(learning or training stage)와 생산단계(production stage)로 나누어진다. 학습단계(learning stage)에서는 일련의 입출력패턴이 공급되고 이에 따라 인공신경회로에서 함수관계(mapping)가 규명된다. 주어진 입력패턴으로 출력패턴이 계산된 후 실제 주어진 출력패턴과의 오차에 따라 각각의 함수의 가중치(weight)가 training algorithm에 따라 조절되며 학습이 계속된다. 오차가 허용범위내에 들어오면 학습이 종료되고 인공신경회로는 현재의 입출력사이의 함수관계를 기억한다. 생산단계(production stage)에서는 위에서 계산된 mapping characteristics를 이용하여 새로 유입된 입력패턴으로부터 원하는 출력패턴이 계산된다. 본 연구에서는 학습단계에서 실험을 통해서 얻어진 용접공정변수인 base 전류( $I_b$ ), peak 전류( $I_p$ ), 피용접속도( $V_t$ ) 및 filler wire의 송급속도( $V_w$ ), 토치의 위치( $\theta$ )를 input pattern으로 하고 각 경우에 해당하는 이면 비드폭( $B_w$ ), 이면 비드두께( $B_b$ )를 output pattern으로 하여 인공신경회로망이 반복적으로 이들 사이의 관계를 오차가 줄어드는 방향으로 mapping해 나간다. 이렇게 학습단계가 끝나면 인공신경회로망의 각 절점(node)에는 고유의 가중치(weight)가 최종적으로 결정되며, 이는 computer의 기억장치에 기억된다. 생산단계에서는 실제 용접공정에서 monitoring 되는 각 용접공정변수를 입력받아 앞서 구성된 인공신경회로망에 input pattern으로 입력시킴으로써 이면 비드의 형상이 순간적으로 추정되는 실시간 추정이 이루어진다. 본 연구에서는 학습단계에서 오차가 줄어드는 방향으로 반복학습이 가능한 인공신경회로망의 피이드백(feedback)학습algorithm인 generalized delta rule을 사용하였다.

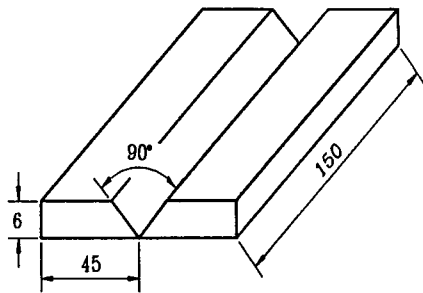


Fig. 1 Dimensions of test specimen

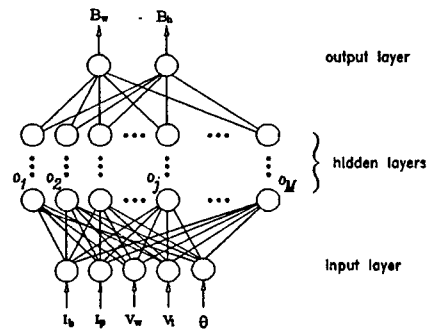


Fig. 2 Bead geometry estimation by artificial neural networks

### 3. 용접 실험

본 연구에서는 Transistor Inverter 제어 방식의 Pulse TIG 용접기를 사용하여 실험하였다. 이때 용접시편은 작업대에 고정시켜 놓고, 용접기의 토치는 로봇 이송장치를 이용하여 움직인다. 용접시편은 그림 1과 같이 두께 6mm의 일반 구조용 압연강재(mild steel)로서 이를 폭 45mm, 길이 150mm로 절단하여 일반적으로 연강에서 사용되는 90° single V-groove를

사용하였으며, 펄스 주파수는 4Hz로 펄스 폭은 40%로 고정하고 용접 wire는  $\phi 1.6\text{mm}$ 를 사용하였다. 용접조건 설정은 현재 LNG 배관용 파이프의 규격에 해당하는 모재의 두께와 그 루브 형상을 평판에 적용하여 양호한 이면 비드가 형성되는 조건을 각 용접위치에 대하여 설정하고 용접두께와 요구되는 이면비드 높이에 대한 용접조건 table을 작성하였다. 원주 TIG 용접에서 이면 비드가 나타나는 조건을 찾기 위해 우선 1급 용접사가 손으로 토치를 움직이면서 용접와이어를 공급하며 용접을 행하여 각  $45^\circ$  간격의 각도에 대한 적당한 manual 용접조건을 찾았다. 찾은 용접조건에 따라서 1급 용접사가 보호안경을 통하여 로봇 이송장치에 의한 용접과정을 보면서 토치의 이송속도와 와이어의 공급량을 변화시켜가며 용접을 행하여  $45^\circ$  간격의 각도에 대한 이면 비드가 형성되는 임시 조건을 찾았다. 임시 용접 조건 설정후 토치의 용접위치를  $45^\circ$  간격으로 세분화 한 뒤 각각의 임시 용접조건에 대하여 base 전류 ( $I_b$ ), peak 전류 ( $I_p$ ), 피용접속도 ( $V_t$ ) 및 filler wire의 송급속도 ( $V_w$ )를 변화시키며 용접실험을 하여 각 조건의 변화에 따른 이면 비드폭 ( $B_w$ ), 이면 비드두께 ( $B_h$ )를 측정하여 용접공정변수와 이면 비드 형상의 상관관계 분석을 위한 데이터를 수집하였다. 앞서의 실험에서 얻은 용접조건 table의 data를 용접공정변수인 base 전류 ( $I_b$ ), peak 전류 ( $I_p$ ), 피용접속도 ( $V_t$ ), filler wire의 송급속도 ( $V_w$ ) 및 토치의 위치 ( $\theta$ )를 input pattern으로, 이면 비드폭 ( $B_w$ ), 이면 비드두께 ( $B_h$ )를 output pattern으로 하여 인공지능회로망을 학습시켰다. 인공지능회로망의 hidden layer는 시행오차를 통하여 추정오차가 작아지고 신속한 학습이 이루어지는 각각 14개와 12개의 node를 가지는 두 개의 층으로 구성하였다. 그림 2는 인공지능회로망의 입출력 구조를 나타낸다. 본 연구의 계산과정에서 learning rate ( $\eta$ )는 0.9, momentum rate ( $\alpha$ )는 0.7로 사용하였다. 생산단계에서는 학습시 기억된 weight를 이용하여 실제 용접시 측정된 용접공정변수인 base 전류 ( $I_b$ ), peak 전류 ( $I_p$ ), 피용접속도 ( $V_t$ ), filler wire의 송급속도 ( $V_w$ ), 및 토치의 위치 ( $\theta$ )를 입력받아 이면 비드 형상을 추정했으며, 이를 실제 측정된 이면 비드폭 ( $B_w$ ), 이면 비드두께 ( $B_h$ )와 비교, 분석하였다.

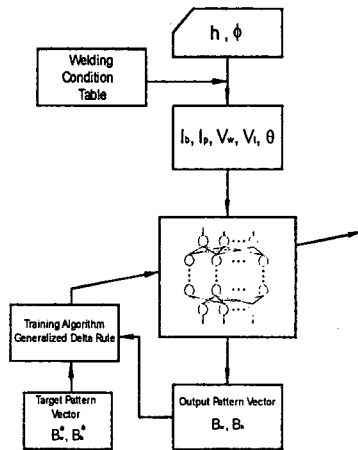


Fig. 3 Flow chart of back bead estimation

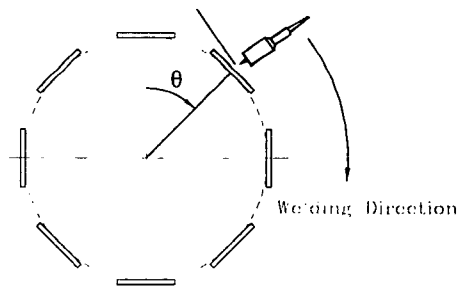


Fig. 4 Schematic diagram of orbital TIG welding system

#### 4. 실험결과 및 고찰

그림 5에는 각 토치의 위치에서 용접전류가 일정할 때 와이어 송급속도의 변화에 따른 이면 비드의 형상을 도시하였다. 윗보기 자세(overhead)의 경우 중력의 영향으로 이면 비드의 형성이 어려워 와이어의 공급량을 늘려도 이면 비드의 폭과 높이가 작아지는 것을 볼 수 있다. 그림 6에서는 각 토치의 위치에서 와이어 공급량이 일정할때 용접전류의 변화에 따른 이면 비드의 형상을 도시하였다. 그림에서 이면 비드폭은 용접전류의 변화에 따라 변하고 이면 비드의 높이는 overhead 용접시 중력의 영향으로 작아지는 것을 볼 수 있다. 인공신경회로망을 이용한 용접질 추정기법의 성능향상을 위하여 여러 가지 방법으로 input pattern을 변형하여 실험을 거친 결과 용접조건에 대한 base 전류( $I_b$ ), peak 전류( $I_p$ ), 피용접속도( $V_t$ ) 및 filler wire의 송급속도( $V_w$ )와 토치의 위치( $\theta$ )를 직접 input pattern으로 사용하여서는 용접공정변수와 이면 비드 형상의 정확한 상관관계를 얻을 수가 없었다. 따라서 본 연구에서는 functional-link를 이용하여 input pattern을 결정하였다. 용접공정변수에 대한 input pattern을 peak 전류와 base 전류의 차( $I_p - I_b$ ), 피용접속도에 대한 filler wire의 송급속도( $V_w / V_t$ ), 토치의 위치( $\theta$ ),  $(I_p - I_b) \times (V_w / V_t)$ ,  $(V_w / V_t) \times \theta$ ,  $(I_p - I_b) \times \theta$ ,  $(I_p - I_b) \times (V_w / V_t) \times \theta$ 로 사용하였다. 그림 7에는 인공신경회로망을 이용하여 용접공정변수에 대한 이면 비드의 폭과 높이를 추정한 결과가 도시되어 있다. 그림에서와 같이 정확하게 이면 비드의 폭과 높이를 추정할 수 있었다. 그림 8에는 이에 대한 학습단계와 생산단계에서의 오차분포가 도시되어 있다. 그림에 나타난 바와 같이 이면 비드의 폭과 높이에 대하여  $\pm 1\%$ 이내에 추정오차가 분포함을 알 수 있다.

#### 5. 결론

- ① 강관 원주 TIG 용접을 위한 적정 용접조건을 얻을 수 있었다.
- ② overhead 용접시 중력의 영향을 고려하여, 용접전류는 낮추고 와이어 공급량은 늘려야 적정의 이면 비드 형상을 얻을 수 있었다.
- ③ 강관 원주 TIG 용접에서 용접공정변수에 대한 이면 비드의 형상을 인공신경회로망을 이용하여 정확하게 추정할 수 있었다.

#### 참고 문헌

- 1) AWS, "Welding Handbook", 1991, pp.74~88
- 2) Larry Jeffus, "Welding : principles and applications", pp.338~344
- 3) Yoh-Han Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989
- 4) Shin Kikushima, "Development of a Parameter Generating System for Arc Welding Based on Heat Conduction Analysis", Transactions of Japan Welding Society, Vol. 17, No. 1, April, 1986

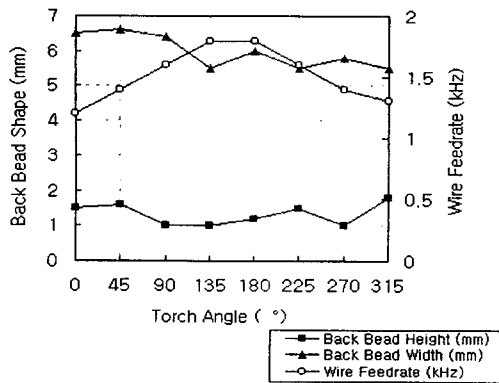


Fig. 5 Back bead shape to wire feedrate  
 ( $I_b:136[A]$ ,  $I_p:184[A]$ ,  $V_t:1.2[mm/s]$ )

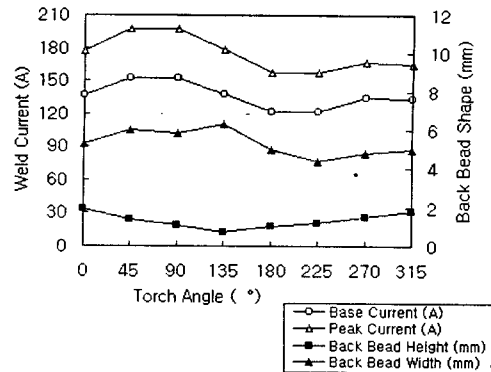


Fig. 6 Back bead shape to weld current  
 ( $V_w:1.5[kHz]$ ,  $V_t:1.2[mm/s]$ )

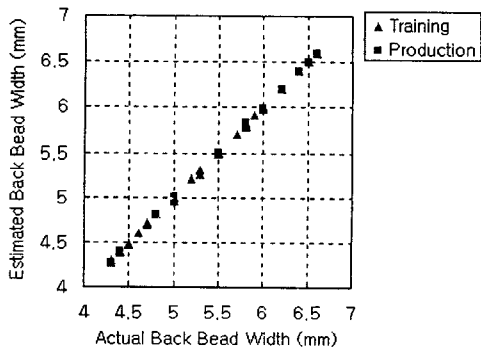


Fig. 7(a) Actual v.s. estimated back bead width using ANN

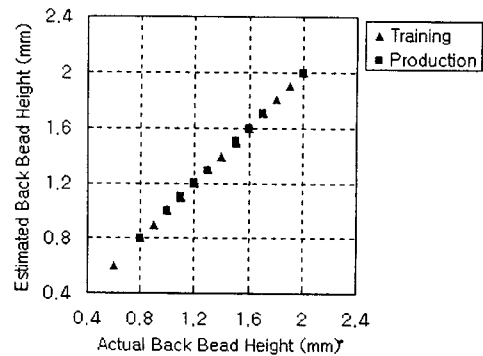


Fig. 7(b) Actual v.s. estimated back bead height using ANN

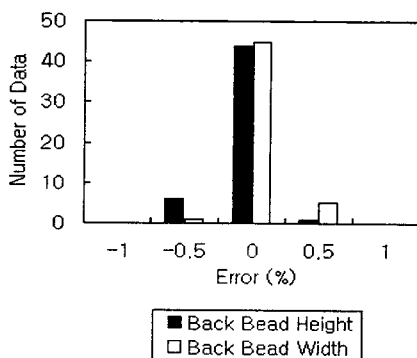


Fig. 8(a) Error distribution of training phase using ANN

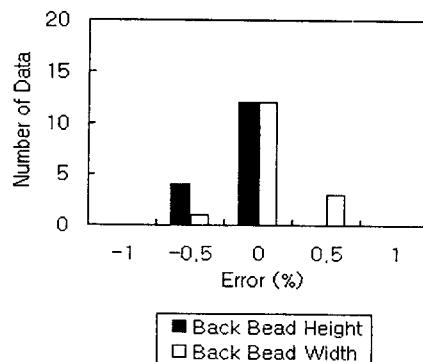


Fig. 8(b) Error distribution of production phase using ANN