

<論 文>

# 레이저 표면경화공정에서 신경회로망을 이용한 경화층깊이 추정

박영준\* · 조형석\*\* · 한유희\*\*\*

(1995년 3월 17일 접수)

## Estimation of Hardened Depth in Laser Surface Hardening Processes Using Neural Networks

Young Jun Park, Hyung Suck Cho and Yoo Hee Han

**Key Words :** Laser Hardening Process(레이저 경화공정), Hardened Depth(경화층깊이), Neural Network(신경회로망), Estimation(추정), Surface Temperature(표면온도)

### Abstract

An on-line measurement of the workpiece hardened depth in laser surface hardening processes is very much difficult to achieve, since the hardening process occurs in depth wise direction. In this paper, the hardened depth is estimated using a multilayered neural network. Input data of the neural network are the surface temperatures at arbitrary chosen five surface points, laser power and traveling speed of laser beam torch. To simulate the actual hardening process, a finite difference method(FDM) is used to model the process. Since this model yields the calculation results of the temperature distribution around the workpiece volume in the vicinity of the laser torch, this model is used to obtain the network's training data and later to evaluate the performance of the neural network estimator. The simulation results show that the proposed scheme can be used to estimate the hardened depth with reasonable accuracy.

### 1. 서 론

고출력의 레이저빔은 가공하고자 하는 부분에만 매우 높은 고밀도의 에너지를 유발시켜 다른 열가공법보다 가공이 빠를뿐 아니라, 열응력, 뒤튐림 및 균열을 방지할 수 있다. 이러한 장점으로 인해 종래의 고주파 유도가열법이나 화염경화법을 대신하여 그 응용이 확대되어 가고 있다.<sup>(1,2)</sup>

레이저를 이용한 금속의 표면경화공정은 이러한

많은 장점을 지니고 있는 반면에 가공표면의 흡수재의 두께와 재료의 형상, 가공속도 및 빔의 세기 등 매개변수가 많고, 상황에 따라 가공의 재현성이 떨어지는 등의 문제점도 지니고 있다.<sup>(3,4)</sup> 따라서 이러한 난점을 극복하기 위해서는 공정의 제어가 이루어져야 하는데, 이를 위해서는 경화층의 질을 대변할 수 있는 공정변수의 선정이 매우 중요하다.

경화층의 질을 대변할 수 있는 공정변수로는 경화층의 깊이가 되지만, 이를 공정중에 실시간으로 측정한다는 것은 매우 어려운 일로 이에 대한 연구로는 재료내의 물성변화를 와전류센서에 의해 측정하거나,<sup>(3,4)</sup> 초음파를 이용하는 방법<sup>(5)</sup> 그리고 경화층 양단의 전위차를 측정하는 것이 있다.<sup>(6)</sup> 그러나

\*정회원, 한국과학기술원 기계공학과  
\*\*정회원, 한국과학기술원 기계공학과  
\*\*\*정회원, 한국기계연구원

이러한 연구들은 실제 공정중에 실시간으로 경화층의 깊이를 측정하여 제어를 하기에는 어려움이 있기 때문에 쉽게 측정이 가능한 표면의 온도를 일정하게 유지되도록 하여 경화층의 질을 개선시키고자 하는 연구가 진행되었다.<sup>(7-9)</sup> 그러나 이러한 연구 결과들도 가공속도나 표면의 코팅상태에 따라 같은 표면온도가 나타난다 하여도 경화층의 깊이는 달라지게 되기 때문에 공정의 질을 향상시키기 위해서는 경화층깊이를 공정변수로 선정하고 이를 측정이 용이한 변수로부터 간접적으로 추정하는 것이 좋다.

이러한 측정이 용이한 변수로는 표면의 온도가 된다. 그러나 정확한 추정이 이루어지기 위해서는 가급적 여러 점의 온도로부터 경화층의 깊이를 나타내야 하는데, 이 관계를 수식적으로 나타내기는 어려운 일이다. 이렇게 서로의 관련성을 나타내기 어려운 서로 다른 변수사이의 관계를 명확히 나타내기 위한 방법으로 신경회로망의 사용이 유용하다.<sup>(10)</sup>

본 논문에서는 이러한 신경회로망을 사용하여 표면의 다점 온도로부터 경화층의 깊이를 추정하는 방법을 제안한다. 이를 위하여 실험을 대신하여 3차원 비정상상태의 유한차분모델의 해석을 통하여 표면의 다점 온도분포와 경화층깊이를 계산하였고, 이들을 이용하여 신경회로망 추정기를 학습하였다. 이때 신경회로망 추정기의 충분한 학습데이터를 얻기 위하여 공정조건, 즉 레이저빔의 출력과 이송속도를 여러가지로 변화시켜가며 각 경우에 대한 과도구간 및 정상상태의 표면의 온도분포와 경화층깊이의 데이터를 구하였다. 이렇게 학습된 신경회로망 추정기가 경화층의 깊이를 잘 대변해 줄 수 있는가를 검증하기 위해 학습시 사용하지 않은 여러가지의 경화공정의 조건에서 구한 데이터를 이용하였다. 그 결과를 보면 학습된 신경회로망 추정기가 경화층깊이의 추정기로써 성공적으로 작동하고 있음을 알 수 있다.

## 2. 레이저 표면경화처리공정

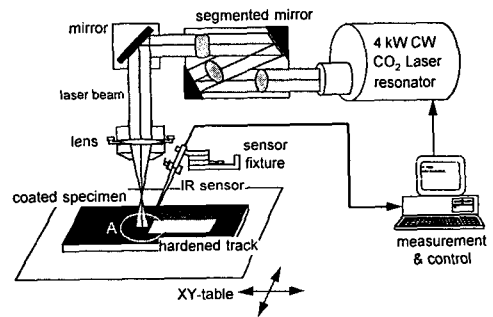
본 절에서는 레이저 표면경화처리공정에서 경화층의 깊이를 추정하기에 앞서 공정에 대한 대략적인 개요를 설명한다. 아울러 서론에서 밝힌 바대로 경화층의 추정이 과도상태에서 이루어져야 하므로 신경회로망 추정기의 학습데이터를 얻기 위해 신뢰

성이 있는 해석모델을 이용하였다. 이러한 공정에 대한 수학적인 모델은 열전도장의 해석에 많이 사용되는 유한차분모델을 이용하였다.<sup>(11,12)</sup> 본 절에서는 이러한 유한차분모델에 대해 간단히 설명한다.

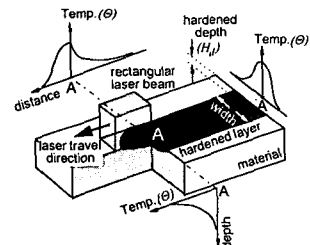
### 2.1 공정의 개요

고밀도, 고출력의 레이저에 의한 표면경화처리공정은 재료의 표면에 집속된 레이저빔을 조사시켜 재료내부로의 열전도에 의해 표면의 국부적인 층만을 경화시키는 공정으로 종래의 경화공정과는 달리 재료내부의 성질에는 영향을 주지 않고, 표면만을 마르텐사이트조직으로 만들어 준다.<sup>(1,2)</sup>

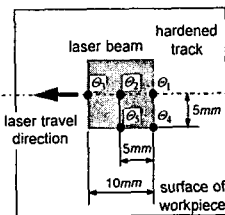
Fig. 1(a)에서 보는 바와 같이 표면경화공정에서 사용하는 레이저는 가우시안 에너지분포를 갖는 원형빔의 형태로 레이저 발진기로부터 출력되어 분할



(a) Schematic diagram of the laser surface hardening process



(b) Concept of the process



(c) Temperature measurement points

Fig. 1 Laser surface hardening process

반사경을 거쳐 일정한 에너지분포를 갖는, 단면이 사각형으로 구조화된 빔이 된다. 이 빔을 반사경과 렌즈를 통해 에너지밀도를 높여 재료의 표면에 조사시키면 빔이 조사되는 부분의 표면온도는 재료의 용융온도 부근까지 급속히 가열되고, 이것은 재료내의 열전도에 의해 재료표면의 국부적인 얇은층을 A3 변태점 이상으로 만들어 준다. 이러한 레이저 표면경화공정의 진행과정에 대한 개요를 Fig. 1(b)에 나타내었다. 그림에 나타낸 이러한 레이저 경화처리공정은 현상적으로 볼때 크게 가열부분과 유지부분 그리고 냉각부분의 세 부분으로 나뉘어진다. 이러한 과정을 거쳐 표면층은 준안정조직인 마르텐사이트조직으로 변태되는데, 이는 재료내의 열전달에 의한 자기담금질 효과에 기인한다. 이러한 결과로 표면에는 일정한 마르텐사이트조직의 얇은 경화층이 생기고, 기저조직은 거의 영향을 받지 않게 되어 기계적으로 우수한 특성을 지니게 된다.<sup>(2)</sup>

## 2.2 온도분포 해석

앞에서 지적한 바와 같이 신경회로망 추정기의 학습을 위한 데이터는 실험을 통해 얻어야 하지만 본 논문에서는 우선 수치해석방법에 의한 온도분포 해석을 통해 얻고자 한다. 레이저에 의한 표면경화처리는 Fig. 1(a)에서와 같이 사각형으로 구조화된 빔을 사용하므로 이를 수치적으로 해석하기 위해서는 3차원 비정상상태의 해석이 필요하다. 또한 본 연구에서 해석하고자 하는 대상은 평면물체의 표면경화공정으로서 표면에 용융부가 존재하지 않으므로 열전도에 대한 해석만을 수행한다. 만일 용융부가 존재한다면 유동해석까지를 고려하여야 하지만 일반적으로 표면경화공정에서는 용융부가 존재한다 하여도 극히 얇은층만이 용융이 되므로 유동의 해석대신에 유동의 영향을 고려하여 열전도계수를 조정함으로써 열전도에 대한 문제만을 다루도록 하겠다.<sup>(13)</sup> 또한 해석하고자 하는 대상물체의 형상이 직육면체의 형상이므로 3차원 직각좌표계에서의 해석을 수행한다.

유한차분법에 의해 3차원 열전달 지배장에 대한 온도분포를 해석하기 위한 지배방정식은 다음과 같다.<sup>(12)</sup>

$$\frac{\partial}{\partial x}\left(\sigma \frac{\partial \theta}{\partial x}\right) + \frac{\partial}{\partial y}\left(\sigma \frac{\partial \theta}{\partial y}\right) + \frac{\partial}{\partial z}\left(\sigma \frac{\partial \theta}{\partial z}\right) + Q = \rho c \frac{\partial \theta(x, y, z, t)}{\partial t} \quad (1)$$

여기서,  $\theta(x, y, z, t)$ 와  $Q$ 는 각각 시간  $t$ 에서의 온도와 내부 발열률을 나타내며,  $\rho$ 는 물체의 밀도,  $c$ 는 비열 그리고  $\sigma$ 는 열전도도이다.

이제 위의 식(1)을 유한차분법을 이용한 해석에 의해 신경회로망의 학습을 위한 데이터인 표면의 다점온도와 경화층의 깊이를 얻는다.<sup>(11)</sup> 여기서 해석을 위한 경계조건으로서는 열처리가 되어지는 표면에 자연대류가 형성된다고 가정하였고, 이러한 자연대류조건을 나타내기 위해 대류계수  $h$ 를 다음과 같이 정하였다.<sup>(13,14)</sup>

$$h = 24.7 \times 10^{-4} \varepsilon \cdot \theta_s^{0.61} \quad (2)$$

여기서,  $\varepsilon$ 은 방사율로서 0.9의 값을 갖는 것으로 하였고,  $\theta_s$ 는 표면의 온도를 나타낸다. 그리고 해석의 정확성을 기하기 위해 식(1)에서 사용되는 재료의 물성치 즉, 열전도도  $\sigma$ 와 비열  $c$  그리고 밀도  $\rho$ 를 이미 잘 알려져 있는 데이터를 이용하여 온도의 변화에 따라 변화하는 것으로 하였다.<sup>(15,16)</sup>

표면의 다점 온도는 Fig. 1(c)에서 보는 바와 같이 레이저빔이 조사되고 있는 온도가 높은 영역내의 다섯점의 온도를 구하였다. 이렇게 하여 구해진 데이터는 경화층깊이의 신경회로망 추정기 학습에 사용된다. 여기에는 정상상태에서의 값뿐만 아니라 과도상태에서의 값을 포함하고 있다.

## 3. 신경회로망 추정기의 구성 및 학습

### 3.1 신경회로망 추정기의 구성

앞의 서론에서 밝힌 바와 같이 레이저 열처리공정의 제어에서는 경화층의 질을 대변할 수 있는 공정변수의 선정에 어려움이 있다. 따라서 경화층의 깊이를 공정중에 측정하기 위해서는 금속표면의 온도를 측정하여 이로부터 경화층의 깊이를 추정하는 간접적인 방법에 의하여 측정하여야 한다.

먼저 현재 순간의 경화층의 깊이  $H_a(\tau)$ 는 다음 식(4)와 같이 현재 순간의 온도분포  $\theta(\tau)$ 에 대한 함수로 생각할 수 있다.

$$H_a(\tau) = f(\theta(\tau)) \quad (3)$$

여기서, 현재 순간의 온도분포  $\theta(\tau)$ 는 다음 식(4)와 같이 이전 순간까지의 온도분포의 변화  $\theta(\tau - j)$ , ( $j=1, 2, \dots, \tau$ )에 영향을 받으며, 아울러 레이저빔의 출력  $P_L$ 과, 이송속도  $V_L$ , 재료표면에서의 레이저빔의 흡수율  $\eta$ , 가공물체 주변의 경계

조건으로 주어지는 대류계수  $h$  그리고 온도의 상승으로 인한 재료의 물성변화 요인  $\Phi$ 에 대한 함수가 된다.

$$\Theta(\tau) = g(\Theta(\tau - j), P_L, V_L, \eta, h, \Phi)$$

where, ( $j=1, 2, \dots, \tau$ ) (4)

이제 식(3)으로부터 경화층의 깊이  $H_d(\tau)$ 를 구하기 위해서는 식(4)의 온도분포  $\Theta(\tau)$ 를 구해야 하지만, 이를 측정하는 것은 불가능하므로 측정이 가능한 표면위의 특정한 점의 온도로 경화층의 깊이가 표시될 수 있도록 근사화시켜야만 한다. 여기서 경화층의 깊이를 비교적 정확히 근사화시키기 위해서는 전체적인 온도분포를 알 수 있도록 여러 곳의 온도를 측정하고, 또한 Fig. 1(c)에서 표시한 바와 같이 가급적 공정의 영향이 직접적으로 나타나는 곳의 온도를 측정하여야 한다. 이러한 표면 온도  $\Theta_i(\tau)$ 는 다음의 식(5)와 같이 현재 순간의 온도분포  $\Theta(\tau)$ 와 측정점의 위치에 대한 함수가 된다.

$$\Theta_i(\tau) = g'(\Theta(\tau), x_i, y_i)$$

where, ( $i=1, 2, \dots, m$ ) (5)

여기서,  $m$ 은 표면 온도 측정점의 개수를 의미한다. 이제 위 식(5)로 구해진 표면의 측정점의 온도로부터 경화층의 깊이를 추정하기 위해서는 식(3)을 표면의 다점 온도에 대한 함수로 재구성해야 한다. 그러나 식(3)의 경화층의 깊이는 전체적인 온도분포에 대한 함수이므로 식(5)로 구한 표면 측정점의 온도의 함수로 재구성하기 위해서는 다음과 같이 식(4)에 나타난 여러 인자중 측정가능한 것과 측정온도의 이전 값의 변화를 포함시켜야 한다.

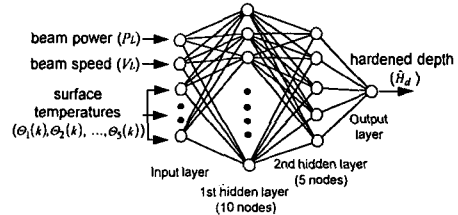
$$H_d(\tau) \approx f'(P_L, V_L, \Theta_i(\tau - j))$$

where, ( $i=1, 2, \dots, m$ )

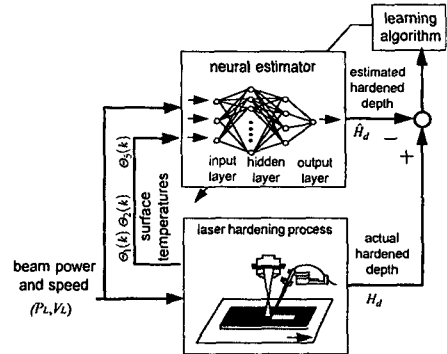
where, ( $j=0, 1, \dots, \tau$ )

이제 경화층의 깊이를 추정하기 위해서는 위의 식(6)에서 나타낸 함수  $f'(\cdot)$ 를 알아야만 하는데, 이의 관계를 구하는 것은 매우 어렵다. 본 연구에서는 신경회로망을 사용함으로써 공정중의 표면의 온도분포를 측정하여 경화층깊이를 추정하고자 한다.

경화층깊이 추정을 위한 신경회로망의 구조는 Fig. 2(a)에서 보여지는 바와 같은 일반적인 다층 신경회로망을 사용한다. 이 신경회로망 추정기는 그림에서 보는 바와 같이 입력층과 출력층, 그리고



(a) Multi-layer perceptron architecture



(b) Block diagram of training and estimation procedures

Fig. 2 Schematic diagram of estimation procedure using neural network estimator

두개의 은닉층으로 이루어진다. 그리고 각 층의 노드의 수는 다음과 같이 결정하였다. 먼저, 신경회로망 추정기의 입력으로는 앞의 식(6)에서와 같이 표면 다점 온도의 측정치와 이의 변화 그리고 레이저빔의 출력과 이송속도를 사용해야 한다. 그러나 온도의 변화란 공정 초기부터 현재까지의 연속된 측정온도이므로 이를 모두 입력으로 사용하는 것은 타당치 않다. 따라서 이전 몇번째까지의 측정온도를 사용할 것인지를 결정해야 한다. 본 연구에서는 일단 식(4)와 같이 현재의 온도측정치에 이전 온도 변화에 대한 영향이 포함되어 있다고 가정하여 신경회로망 추정기의 입력으로 Fig. 1(c)에 표시한 표면 5점의 현재 온도측정치와 공정조건을 사용하였다. 따라서 신경회로망 추정기의 입력층에는 최대 7개의 노드가 있도록 구성하였다. 또한 본 연구에서는 입력의 값으로 어떤점의, 또한 몇개의 측정점 온도를 선택했을때 가장 좋은 추정성능을 보이는가를 알아보기 위해 Table 1과 같이 여러가지로 입력의 경우를 바꾸어 가며 학습을 행하였다. 따라서 입력층의 노드의 수는 Table 1에서 선택한 각 경우에 대해 서로 다른 개수를 갖게 된다.

그리고 출력층은 표면의 온도분포로부터 구하고 자 하는 경화층의 깊이를 출력으로 하며, 1개의 노드로 이루어진다. 마지막으로 은닉층에 대해서는 여러가지 경우의 구조에 대해 학습을 한 뒤 그중 학습성능이 좋은 것을 선택하였으며, 첫번째와 두번째의 은닉층의 노드의 수는 각각 10개와 5개의 노드로 구성하였다.

### 3.2 경화층깊이의 추정

본 절에서는 앞에서 구성된 신경회로망 추정기에 의해 경화층의 깊이가 계산되는 것을 설명하기 위해 Fig. 2(a)에 보여지는 신경회로망 추정기의 각각의 노드에서의 연산을 설명한다. 먼저 진단계 층의 노드의 출력을  $\psi_q^{i-1}$ 라 하면 현재 노드로의 입력의 합  $v_p^i(k)$ 는

$$v_p^i(k) = \sum_{q=1}^{r^{i-1}} \{w_{p,q}^i(k) \cdot \psi_q^{i-1}(k)\} \quad (7)$$

where, ( $p=1, 2, \dots, r^i$ )

where, ( $p=\dots$ )

이 되고, 이로부터 현재 노드의 출력  $\psi_p^i(k)$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\psi_p^i(k) = \Gamma(v_p^i(k) + \theta_p^i(k)) \quad (8)$$

위의 식(7)과 식(8)에서 윗첨자  $i$ 와  $i-1$ 는 각각 현재층과 이전층을 의미하고, 아래첨자  $p$ 와  $q$ 는 각각  $p$ 번째와  $q$ 번째 노드를 의미한다. 따라서  $w_{p,q}^i(k)$ 는  $i$ 번째층  $p$ 번째 노드와  $i-1$ 번째층  $q$ 번째 노드 사이의 시냅스이고,  $r^i$ 는  $i$ 번째층 노드의 개수를 뜻한다. 그리고  $\theta_p^i(k)$ 는  $i$ 번째층의  $p$ 번째 노드에 대한 기준값이고, 함수  $\Gamma(\cdot)$ 는 각 노드의 활성화 함수로써 시그모이드함수를 사용하였다.

이러한 신경회로망의 구조에 의해 앞의 식(6)의 입출력 사이의 함수관계를 나타내는 것에 대해 설명한다. 먼저, Fig. 2(a)에서 보는 바와 같이 신경회로망 추정기로의 입력은 표면의 다점 온도와 레이저 빔의 출력 및 이송속도가 된다. 이때 몇점의 표면 온도를 사용하게 될 것인지, 또한 레이저 빔의 출력 및 이송속도를 포함시킬 것인지에 대해 본 연구에서는 Table 1에서 보는 바와 같이 여러가지 경우에 대해 수행하였다. 여기서는 Table 1에 나타낸 경우중 첫번째의 경우에 대해 설명하도록 한다.

신경회로망 추정기로 입력이 가해지면 이 입력의

Table 1 Input data for the neural estimator

	Surface temperature					Laser		No. of nodes in input layer
	$\theta_1$	$\theta_2$	$\theta_3$	$\theta_4$	$\theta_5$	$P_L$	$V_L$	
Case 1	○	○	○	○	○	○	○	7
Case 2	○	○	○	×	×	○	○	5
Case 3	○	×	×	×	×	○	○	3
Case 4	○	○	○	○	○	×	○	6
Case 5	○	○	○	×	×	×	○	4
Case 6	○	○	○	○	○	○	×	6
Case 7	○	○	○	×	×	○	×	4
Case 8	○	○	○	○	○	×	×	5
Case 9	○	○	○	×	×	×	×	3

○ : Used   × : Not used

값은 신경회로망의 입력층의 출력  $\psi^0(k)$  ( $i=1, \dots, 7$ )과 다음과 같이 일대일로 대응된다.

$$\begin{aligned} & [\psi_1^0(k) \psi_2^0(k) \dots \psi_7^0(k)]^T \\ & = [P_L V_L \theta_1(\tau) \dots \theta_5(\tau)]^T \end{aligned} \quad (9)$$

이렇게 구성된 입력층에서의 출력은 위의 식(7)과 (8)의 연산을 거쳐 두번째층의 각 노드의 출력으로 계산되고, 이러한 연산이 차례로 진행되어 최종단계에서의 출력이 계산된다. 이 마지막 층에서의 출력은 추정하고자 하는 경화층의 깊이가 된다. 즉, 추정된 경화층의 깊이  $\hat{H}_a(\tau)$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{H}_a(\tau) & = \psi_1^3(k) \\ & = \Gamma\left(\sum_{q=1}^5 \{w_{1,q}^3(k) \cdot \psi_q^2(k)\} + \theta_1^3(k)\right) \end{aligned} \quad (10)$$

그러나 식(10)에 의해 추정된 경화층의 깊이는 정확한 경화층의 깊이를 나타낸다고는 할 수 없다. 따라서 식(6)에 의해 표현되는 각 입력과 경화층 깊이 사이의 함수관계를 신경회로망이 적은 오차범위내에서 충분히 모사할 수 있도록 시냅스의 하중치와 각 노드의 기준값을 조정하여야 한다. 이 조정은 오차 역전파법에 의한 학습에 따라 이루어진다.

### 3.3 신경회로망 추정기의 학습

Fig. 2(a)에서 나타낸 경화층깊이 추정 신경회로망의 학습은 Fig. 2(b)에서 보여지는 바와 같이 출

력인 경화층깊이의 추정값과 교사신호인 실제의 경화층의 깊이의 차가 최소가 되도록 하는 일반적인 오차 역전파법을 이용한다.<sup>(17,18)</sup> 이때 학습의 목적은 다음과 같이 정의되는 에너지함수  $E$ 를 감소시키도록 하는 것이다.

$$E = \frac{1}{2} (H_d(\tau) - \hat{H}_d(\tau))^2 \quad (11)$$

여기서,  $H_d(\tau)$ 는 신경회로망의 학습을 위한 교사 신호이고,  $\hat{H}_d(\tau)$ 는 신경회로망 추정기의 출력으로써 오차를 포함하는 값이 된다.

이제 위의 목적을 달성하기 위한 시냅스의 하중치의 변화량은 다음과 같이 얻어진다.<sup>(17,18)</sup>

$$\Delta w_{p,q}^i(k) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{p,q}^i(k)} + \beta \cdot \Delta w_{p,q}^i(k-1) \quad (12)$$

여기서,  $\alpha$ 는 학습률이 되고,  $\beta$ 는 모멘텀률이 된다. 따라서 다음번의 하중치의 값은 다음과 같이 얻어진다.

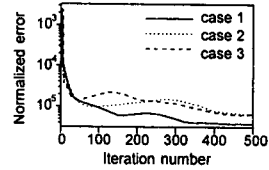
$$w_{p,q}^i(k+1) = w_{p,q}^i(k) + \Delta w_{p,q}^i(k) \quad (13)$$

신경회로망 추정기의 학습을 위한 입력값은 Fig. 2(b)에서 보여지는 바와 같이 센서에 의해 측정되어지는 금속표면의 온도분포, 레이저빔의 출력과 속도가 되고, 출력값은 그러한 온도분포를 나타낸 순간의 경화층의 깊이가 된다. 그림에서의 플랜트는 실제로는 레이저 열처리공정이지만 시뮬레이션을 위하여 열전달 모델을 이용하였고, 이를 유한차분법에 의해 수치적으로 해석한 결과인 온도분포를 이용하여 표면의 측정온도분포와 경화층의 깊이를 계산하였다. 이때 사용한 학습데이터의 수는 Table 1의 모든 경우에 대해 똑같이 2944개이며, 학습률과 모멘텀률은 각각 0.7로 하였다.

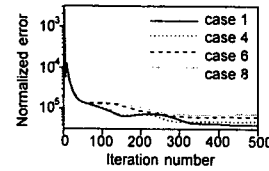
### 4. 추정결과 및 토론

#### 4.1 학습결과

Fig. 3은 Table 1의 각 경우에 대해 학습이 진행되는 동안에 오차의 감소경향을 비교한 것을 보여



(a) Error decreasing according to learning data sets (Case 1, Case 2, Case 3)



(b) Error decreasing according to learning data sets (Case 1, Case 4, Case 6, Case 8)

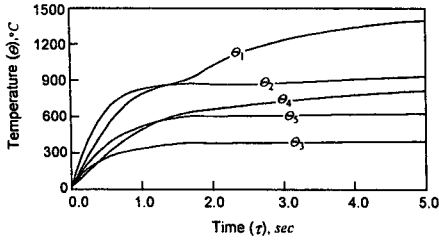
Fig. 3 Normalizing estimation error of neural network estimator

준다. 여기서 Fig. 3(a)는 학습에 사용된 표면온도 개수에 따른 오차의 감소경향을 비교한 것이고, Fig. 3(b)는 설정된 공정조건 즉, 레이저빔의 출력과 이송속도를 학습에 사용할지의 여부에 따른 오차의 감소경향을 비교한 것이다. 그리고 Table 2에서는 학습이 끝난 후의 각 경우에 있어서 오차의 감소를 보여준다. Fig. 3에서 보는 바와 같이 오차의 감소경향은 학습데이터로 레이저빔의 출력과 이송속도, 그리고 5점의 온도를 사용한 Case 1이 다른 어떠한 조합에 의한 것보다 훨씬 좋은 성능을 나타내고 있음을 알 수 있었다.

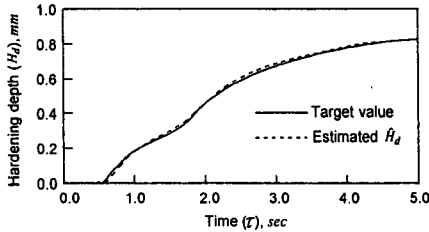
여기서 살펴볼 것은 Fig. 3(b)의 Case 4와 Case 6의 오차감소 경향인데 이 둘의 경우는 학습데이터로써 다섯점의 온도를 사용한 것은 같고, 단지 Case 4는 레이저빔의 속도를 추가하였고, Case 6은 레이저빔의 출력을 추가한 것이다. 그러나 이들의 오차감소 경향을 보면 Case 4가 Case 6보다 500스텝까지는 훨씬 좋은 학습 특성을 보여주지만, Table 2에서 1000스텝 이후에는 Case 6이 Case 4보다 오차의 수렴특성이 훨씬 좋음을 알 수 있다. 이것은 경화층의 형성이 레이저빔의 속도에는 비교적 선형적인 관계를 가지고 있어 초기에는 오차의

Table 2 Normalized error after 1000 step

	Case 1	Case 2	Case 2	Case 4	Case 5	Case 6	Case 7	Case 8	Case 9
Error( $\times 10^{-6}$ )	3.6854	4.5622	5.9596	5.0577	5.6614	4.5096	5.7049	5.4351	8.2249



(a) Transient response of the surface temperatures



(b) Transient response of the hardened depth

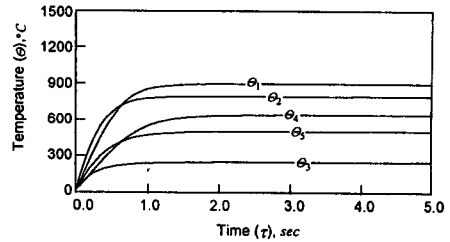
Fig. 4 Estimation results of hardened depth using neural network estimator ( $P_L=3.0$  kW,  $V_L=0.65$  m/min)

수렴이 잘 이루어지지만, 결과적으로는 경화층의 형성에는 레이저빔의 출력이 레이저빔의 속도에 비해 더 많은 정보를 담고 있기 때문이라고 생각되어진다.

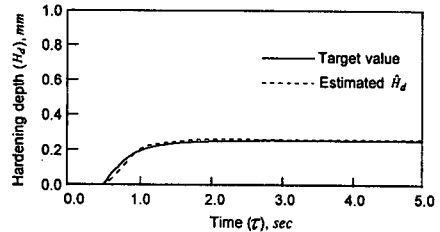
따라서 고정된 조건임에도 불구하고, 코팅제의 영향에 따른 흡수율의 변화가 주된 외란으로 작용하는 표면경화공정에 있어서 흡수율에 따른 열입열량의 변화는 그 비선형성으로 인해 생각치 못한 표면의 온도분포 등을 야기시킬 확률이 높다고 생각되어진다. 따라서 정확한 추정기를 구성하기 위해서는 실제적인 실험을 통하여 이에 따른 여러가지 영향에 대한 검토가 있어야만 한다.

#### 4.2 학습된 신경회로망의 검증

학습된 신경회로망의 검증을 위해서는 앞의 학습에서 가장 오차가 적은 Case 1의 입력데이터를 사용하였으며, 학습된 결과는 앞의 학습에서 사용된 입력데이터가 아닌 다른 입력데이터에 의하여 검증되어 졌다. 검증되어진 결과는 Fig. 4 및 Fig. 5와 같으며, 오차는 전체의 5% 이내에 들어 표면의 온도분포로부터 경화층의 깊이를 추정하는 신경회로망의 학습이 만족할 만한 성능을 나타냄을 알 수 있었다. 여기서 Fig. 4는 레이저빔의 출력이 3



(a) Transient response of the surface temperatures



(b) Transient response of the hardened depth

Fig. 5 Estimation results of hardened depth using neural network estimator ( $P_L=3.5$  kW,  $V_L=0.5$  m/min)

kW, 이송속도는 0.65 m/min일 때이고, Fig. 5는 레이저빔의 출력이 3.5 kW, 이송속도는 0.5 m/min일 때이다.

그림에서 볼 수 있는 바와 같이 경화층깊이의 추정은 과도응답 구간을 포함한 전체 구간에 대해 비교적 정확하게 이루어진다. 이것은 앞의 식(6)에서 현재의 온도추정치에 이전 온도변화에 대한 영향이 포함되어 있다고 한 가정이 틀리지 않았음을 증명하는 것이다. 따라서 본 연구에서 제안한 신경회로망 추정기가 경화층깊이의 추정에 유용하게 사용될 수 있을 것으로 생각된다. 하지만 본 연구에서 사용한 데이터는 수학적인 해석을 통해 얻은 것이므로 실제 공정에서 발생될 표면 흡수제의 코팅두께의 변화나 가공 물체의 형상의 변화등에 대한 고려는 없었다. 따라서 제안된 신경회로망 추정기가 실제적으로 사용되기 위해서는 외란의 요소를 포함한 실험을 통해 신뢰성을 충분히 입증하여야 할 것이다.

## 5. 결 론

앞의 신경회로망 추정기의 구성 및 학습 그리고 시뮬레이션을 통한 검증의 결과로서 다음과 같은

결론을 얻을 수 있다.

(1) 경화층의 깊이를 추정하기 위한 신경회로망에 있어서 보다 정확한 추정을 위해서는 많은 양의 정보가 필요하며, 특히 가공표면의 많은 온도 분포와 빔의 출력 및 이송속도가 경화층의 깊이를 추정하는데 보다 정확하게 하는 인자가 됨을 알 수 있었다.

(2) 시뮬레이션을 통하여 학습된 신경회로망을 검증한 결과는 표면경화공정에 있어서 비교적 측정이 용이한 표면의 온도분포로부터 오차가 거의 없이 간접적으로 경화층의 깊이를 추정할 수 있어 경화층의 깊이를 예측하는 신경회로망의 사용이 매우 효과적임을 알 수 있었고, 또한 경화층의 깊이를 실시간으로 측정이 가능하게 됨으로써 공정의 제어를 위한 기본적인 공정변수의 선정이 용이하게 되었다.

(3) 비용과 시간이 많이 드는 실제실험을 열전도 모델의 구성으로 대체함으로써 보다 짧은 시간내에 많은 양의 실제 실험에서 일어날수 있는 상황을 재현하여 각 인자의 영향을 살펴보고, 이에 대처할 수 있는 방안을 미리 생각하여 보다 효율적인 진행이 가능하게 되었다.

## 참고문헌

(1) 김도훈, 1990, 레이저 가공학, 경문사, 서울, pp. 235~255.  
 (2) Mazumder, J., 1983, "Laser Heat Treatment: The State of Art," *J. of Metals*, pp. 18~26.  
 (3) 우현구, 박영준, 조형석, 한유희, 1993, "레이저 표면경화공정에서 경화층깊이의 실시간 측정을 위한 실험적 연구," 정밀공학회지, 제10권, 제2호, pp. 66~75.  
 (4) 박영준, 조형석, 한유희, 1994, "레이저 표면경화공정에서 경화층깊이의 실시간 측정을 위한 와전류 전자장치의 이론적 해석," 대한기계학회 논문집, 제18권, 제3호, pp. 529~539.  
 (5) Bussiere, J. F., 1986, "On-Line Measurement of the Microstructure and Mechanical Properties of Steel," *Material Evaluation*, Vol. 44, pp. 560~567.  
 (6) Rubruck, V., Geissler, E. and Bergmann, H. W., 1990, "Case Depth Control for Laser Treated Materials," *Proc. 3rd ECLAT*, Vol. 1, pp. 207~216.

(7) Lee, S. Z., Geissler, E. and Bergmann, H. W., 1988, "On-Line Computer Controlled Laser Hardening," *Proc. 5th Int. Conf. Lasers in Manufacturing*, pp. 301~312.  
 (8) Drenker, A., Beyer, E., Boggering, L., Kramer, R. and Wissenbach, K., 1990, "Adaptive Temperature Control in Laser Transformation Hardening," *Proc. 3rd ECLAT*, pp. 283~290.  
 (9) Bataille, F., Cerez, J. M. and Kechemair, D., 1992, "A Systematic Method for the Design of a Multivariable Controller Actuating Power and Speed During a CO2 Laser Surface Treatment," *Journal of Laser Application*, Vol. 4, pp. 43~47.  
 (10) Lim, T. G. and Cho, H. S., 1993, "Estimation of Weld Pool Sizes in GMA Welding Process Using Neural Networks," *J. of Systems and Control Engineering, Proc. of Inst. Mech. Eng.*, Vol. 207, pp. 15~26.  
 (11) 조형석, 우현구, 박영준, 1995, "레이저 경화처리공정의 Monitoring 및 제어기술개발: 2차년도 과제보고서," 한국기계연구원, pp. 37~50.  
 (12) Patankar, S. V., 1980, *Numerical Heat Transfer and Fluid Flow*, McGraw-Hill, New York, pp. 54~68.  
 (13) Na, S. J. and Lee, S. Y., 1987, "A Study On the Three-Dimensional Analysis of the Transient Temperature Distribution in Gas Tungsten Arc Welding," *J. of Systems and Control Engineering, Proc. of Inst. Mech. Eng.*, Vol. 201, No. B3, pp. 149~156.  
 (14) Holman, J. P., 1981, *Heat Transfer*, 5th Ed. McGraw-Hill, New York, pp. 265~292.  
 (15) ASME, 1978, *Metals Handbook*, Vol. 1, 9th Ed., American Society for Metals, Metals Park, OH, pp. 148~151.  
 (16) 박희선, 1982, *철강재료학*, 동명사, pp. 103~105, 155~176.  
 (17) Khanna, T., 1990, *Foundations of Neural Networks*, Addison Wesley, New York, pp. 86~99.  
 (18) Pao, Y. H., 1989, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks," Addison Wesley, New York, pp. 120~130.