

레이저 표면경화공정에서 신경회로망을 이용한 경화층깊이의 측정

°박영준*, 우현구*, 조형석*, 한유희**
* 한국과학기술원, ** 한국기계연구원

Estimation of Hardening Depth using Neural Network in LASER Surface hardening Process

°Young Jun Park*, Hyun Gu Woo*, Hyung Suck Cho*, You Hie Han**
* Korea Advanced Institute of Science and Technology
** Korea Institute of Machinery and Metals

ABSTRACT

In this paper, the hardening depth in Laser surface hardening process is estimated using a multilayered neural network. Input data of the neural network are surface temperature of five points, power and traveling speed of Laser beam. A FDM(finite difference method) is used for modeling the Laser surface hardening process. This model is used to obtain the network's training data sample and to evaluate the performance of the neural network estimator. The simulational results showed that the proposed scheme can be used to estimate the hardening depth on real time.

1. 서론

고밀도, 고출력의 레이저에 의한 강의 표면경화 처리공정은 그림 1에서와 같이 재료의 표면에 집속된 레이저빔을 조사시켜 재료내부로의 열전도에 의해 표면의 국부적인 층만을 경화시키는 공정으로서 종래의 경화 처리공정은 달리 재료내부의 성질에는 영향을 주지 않고, 표면만을 마르텐사이트 조직으로 만들어준다.⁽¹⁾ 그림 1에서 보는바와 같이 표면경화공정에서 사용하는 레이저는 단면을 사각형으로 구조화시킨 빔(rectangular LASER beam)을 사용하며, 이때 재료 표면으로의 단위면적당 열입열량은 일정하다. 이 사각형의 빔을 재료의 표면에 조사시키면 표면의 온도는 재료의 용융온도(T_{melt}) 부근까지 급속히 가열되고, 이것은 재료내의 열전도에 의해 재료표면의 국부적인 얇은층을 A_3 변태점($T_{crit.}$) 이상으로 만들어준다.⁽²⁾ 그림 1에 나타낸 이러한 레이저 경화 처리공정은 현상적으로 볼때 크게 세부분으로 나누어 생각할 수 있다. 첫번째는 가열부분으로 순철과 퍼얼라이트로 구성된 원래의 재료의 조직을 A_3 변태점($T_{crit.}$) 이상의 온도로 가열하여 재료의 표면 얇은층을 오스테나이트조직으로 만들어준다. 그리고 두번째는 유지부분으로 가열과 냉각의 사이에서 재료의 국부적인 얇은층의 온도를 탄소의 확산이 충분히 일어날 수 있도록 오스테나이트 온도로 유지시켜 준다. 마지막 세번째는 냉각부분으로 레이저 빔이 이동하면 표면에 집속된 열은 치밀하게 연속된 기

지조직 내부로 급속히 전달되면서 표면층은 높은 냉각률을 갖게 되어 정상적인 고상태가 이루어지지 못하고 준안정조직인 마르텐사이트 조직으로 변태된다. 이러한 재료내의 자기담금질 효과는 종래의 경화법으로는 얻기 어려운 효과로, 부가의 냉각제없이 급속의 기지조직은 변화시키지 않으면서 표면의 얇은 층만을 경화시키게 된다. 이렇게 경화된 표면의 얇은 경화부는 일정한 마르텐사이트 조직의 분포를 가지게 되고, 기지조직은 거의 영향을 받지 않게 되어 기계적으로 우수한 특성을 지니게 된다.⁽²⁾

LASER를 이용한 급속의 표면경화공정은 이러한 많은 장점을 지니고 있는 반면에 급속표면의 흡수계의 코팅두께와 재료의 형상, 가공속도 및 빔의 세기등 매개변수가 많고, 또한 종래의 가공기술과 달리 표준화가 되어 있지 못하며, 상황에 따라 가공의 재현성이 떨어지는등의 여러가지 문제점도 지니고 있다. 따라서 이러한 난점을 극복하기 위하여서는 경화층의 질을 개선하고, 이를 일정하게 유지시키기 위해 공정의 제어가 이루어

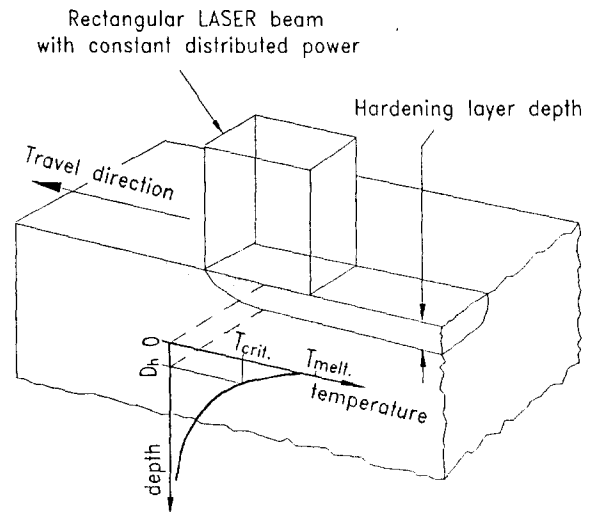


그림 1 LASER 표면경화공정의 개요

어져야 한다. 그러나 공정을 제어하기 위해서는 먼저 경화층의 질을 대변할수 있는 공정변수의 선정이 중요한 과제가 된다.

경화층의 질을 대변할수 있는 공정변수로는 경화층의 깊이나 폭과 같은 기하학적 형상이나, 경화처리에 의해 변화된 경화층의 물성의 변화 즉, 경화도가 있을수 있다. 여기서 경화도의 경우에 있어서는 레이저에 의해 표면을 경화처리하게 되면 위에서 설명한바와 같은 자기급냉의 효과로 인해 표면의 경화가 형성된 국부적인 층에 걸쳐 거의 일정한 값을 유지하게된다.⁽¹⁾ 따라서 레이저 표면경화공정의 경우에 공정변수로는 경화층의 깊이가 중요한 공정변수가 된다. 그러나 경화층의 깊이를 공정중에 실시간으로 측정한다는것은 매우 어려운일로 이에 대한 연구로는 경화층이 형성될때 재료내의 물성의 변화를 와전류 센서를 사용하여 경화층의 깊이를 추정하거나,⁽³⁾ 초음파를 이용하는 방법,⁽⁴⁾ 그리고 경화층 양단의 진위차를 측정하여 경화층의 깊이를 추정하는 것이 있다.⁽⁵⁾ 그러나 이러한 연구들은 실제공정중에 실시간으로 경화층의 깊이를 추정하여 제어를 하기에는 어려움이 있다. 따라서 공정의 제어를 위한 공정변수의 선정으로 쉽게 측정과 제어가 가능한 표면의 온도를 측정하여 이 온도가 일정하게 유지되도록 하여 경화층의 질을 개선시키고자하는 연구가 진행되었다.^(6,7,8) 그러나 이러한 연구결과들은 표면의 온도와 경화층의 깊이의 관계를 그대로 나타내지는 못하며, 속도나 표면의 코팅상태에 따라 같은 표면온도가 나타난다해도 경화층의 깊이는 달라지게 된다. 따라서 원하는 경화층의 깊이를 얻기 위해서는 공정변수로 경화층의 깊이를 선정하고 이를 측정이 용이한 측정변수로부터 간접적으로 Estimation 하는 방법을 사용하는것이 좋다.

레이저 표면경화공정의 경우에 측정이 용이한 측정변수로는 표면의 온도가 된다. 이 공정에서 표면의 온도와 경화층의 깊이사이의 관계를 나타내기 위해서는 한점의 온도가 아니라 여러 점의 온도로부터 경화층의 깊이사이의 관계를 나타내야한다. 다점의 온도분포로부터 경화층의 깊이사이의 관계를 수식적으로 나타내기는 어려우며, 이를 실시간으로 계산한다는 것은 매우 어려운 일이다. 이렇게 서로의 관련성을 나타내기 어려운 두가지의 서로다른 변수사이의 관계는 임의의 비선형함수라 생각할수 있고, 이러한 둘사이의 관계를 명확히 나타내줄수 있는 방법은 연구가 많이 진행중인 NN의 사용으로 가능하다.

본 연구에서는 3차원 비정상상태의 FDM 모델의 해석을 통하여 얻은 표면의 다점의 온도분포와 경화층의 깊이의 데이터를 이용하여 신경회로망 Estimator의 학습자료로 삼아 학습을 시키고, 학습된 신경회로망이 경화층의 깊이를 잘 나타내어줄수 있도록 하였다. 학습된 결과는 FDM Model의 Simulation을 통하여 학습된 NN Estimator가 경화층의 Estimator로써 잘 작동하고 있음을 확인하였다.

2. 레이저 표면경화공정의 수학적 모델

2.1 유한차분모델

레이저에 의한 표면경화처리에는 그림 1에서와같이 사각형으로 구조화된 빔을 사용하므로 이를 수치적으로 해석하기 위해서는 3차원 비정상상태의 해석이 필요하다. 본 연구에서 해석하고자 하는 대상은 평면물체의 표면 경화공정으로서 표면에 용융부가 존재하지 않으므로 열전도에 대한 해석만을 수행한다. 만일 용융부가 존재한다면 유동해석까지를 고려하여야하지만 일반적으로 표면경화공정에서는 용융부가 존재한다하여도 극히 얇은층

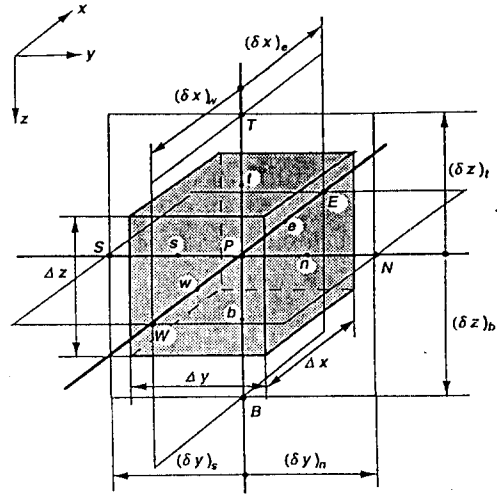


그림 2. 3차원 열전도해석을 위한 Control volume

만이 용융이 되므로 유동의 해석대신에 유동의 영향을 고려하여 열전도계수를 조정함으로써 열전도에 대한 문제만을 다루도록 하겠다.⁽¹⁰⁾ 또한 해석하고자 하는 대상물체의 형상이 직육면체의 형상이므로 그림 2에서 보여지는 바와 같이 x, y, z 의 3차원 직각좌표계에서의 해석을 수행한다. 이러한 열전도장의 지배방정식은 다음과 같다.⁽¹¹⁾

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial t} = -\frac{\partial}{\partial x} \left(k \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(k \frac{\partial T}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(k \frac{\partial T}{\partial z} \right) \quad (1)$$

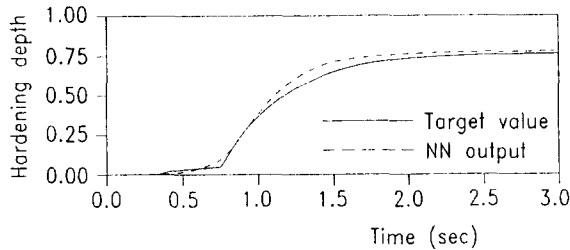
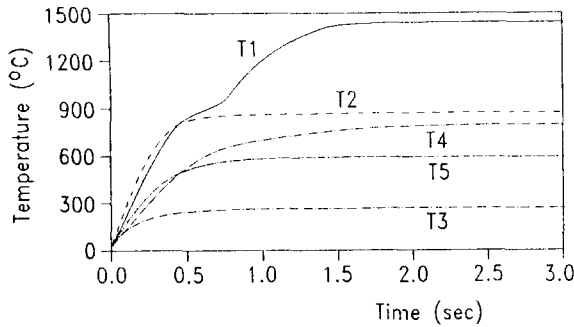
여기서, ρ 는 물체의 밀도, c 는 물체의 비열, 그리고 k 는 열전도도이다.

이제 위의 (1)식을 유한차분법으로 해석을 하기 위해 차분화된 식은 그림 2에 나타낸 control volume의 전체적에 대해 적분을 수행하고, 또한 시간 t 에서 $t+\Delta t$ 까지 적분을 수행하여 정리하면 다음과 같이 얻을수 있다.

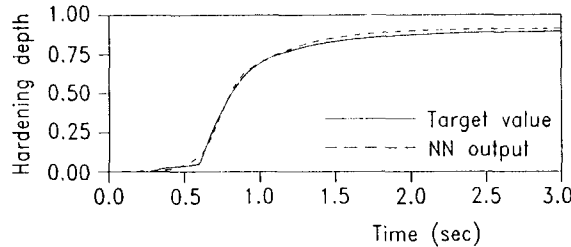
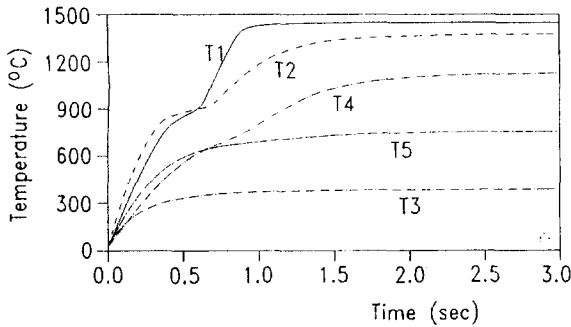
$$a_P T_P = a_E T_E + a_W T_W + a_N T_N + a_S T_S + a_T T_T + a_B T_B + b \quad (2)$$

여기서, a_E, a_W, \dots, a_B 는 node P와 이웃 node사이의 열전도도를 나타내는 계수이며, 상수 b 는 $a_P^0 T_P^0$ 로 나타나는 내부에너지항과 경계조건에 의해 주어질 표면대류조건항과 레이저에 의해 가해지는 표면 입열 열원항을 포함한다. 마지막으로 a_P 는 주변 모든 계수의 합으로 나타난다.

위의 (2)식을 구성하기 위해 각 점의 온도 T_P, T_E, \dots, T_W 의 시간 t 에서 $t+\Delta t$ 사이의 변화를 가정하여야 하는데, 이 가정에 따라 열전도의 해를 구하는 방법이 차이가 난다. 본 연구에서는 각 시간 간격마다 반복적으로 해에 접근해가는 방법을 사용하였다.



(a) 레이저 빔의 power ; 3.0 KW
빔의 이송속도 ; 0.65 m/min



(b) 레이저 빔의 power ; 3.5 KW
빔의 이송속도 ; 0.5 m/min

그림 9. 학습된 신경회로망의 검증 : simulation

효과적임을 알수 있었고, 또한 경화층의 깊이를 실시간으로 측정이 가능하게 됨으로써 공정의 제어를 위한 기본적인 공정변수의 선정이 용이하게 되었다.

이제 앞으로 진행하여야 할것은 실제로 측정이 가능한 범위내에서 표면의 몇점의 온도가 가장 좋은 결과를 얻을수 있을것인가 하는것과 어느정도의 data의 수가 가장 최적의 갯수가

되는가를 밝히는것이다. 또한 외란의 영향이 많은 실제적인 실험을 통하여 본 연구에서 구성한 신경회로망이 실제상황에서도 좋은 결과가 나올것인지를 확인하여야 할것이다.

참고문헌

- [1] 김 도훈, "레이저 가공학", 경문사, 1990, pp235-255
- [2] J. Mazumder, "Laser heat treatment : the state of art", Journal of Metals, pp18-26., May 1983
- [3] 박 영준, "레이저 표면경화 공정을 위한 경화층깊이의 실시간 측정에 관한 연구", 한국 과학 기술원 석사 학위 논문, 1992
- [4] J.F. Bussiere, "On-Line measurement of the microstructure and mechanical properties of steel", Material Evaluation, Vol.44, pp560-567, April 1986
- [5] V. Rubruck, E. Geissler, and H.W.Bergmann, "case depth control for laser treated materials", Proc. 3rd ECLAT Conf., Vol 1, pp207-216, 1990
- [6] S.Z.Lee, E.Geissler. and H.W.Bergmann, "On-line computer controlled laser hardening", Proc. 5th Int. Conf. Lasers in Manufacturing, pp301-312, Sept. 1988.
- [7] A. Drenker, E. Beyer, L. Boggering, R. Kramer and K. Wissenbach, "Adaptive temperature control in laser transformation hardening", 3rd European Conference on Laser Treatment of Materials, pp283-290,1990.
- [8] F.Bataille, J.M.Cerez and D.Kechemair, "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, pp43-47, 1992.
- [9] 박희선, "철강 재료학", 동명사, pp103-105, 155-176, 1982
- [10] 노태정, "파이프 GTA 원주용접에서 공정해석 및 용접변수 최적화에 관한 연구", 한국과학기술원 박사학위논문, 1992.
- [11] S.V. Patankar, "Numerical heat transfer and fluid flow", McGRAW-HILL, 1980.
- [12] S.J.Na, and S.Y.Lee, "A study on the three-dimensional analysis of the transient temperature distribution in gas tungsten arc welding", PIME, Vol. 201, No. B3, pp149-156, 1987.
- [13] "Metals handbook", Vol. 1, American Society for Metals, Metals Park, OH, 9th ed., pp148-151, 1978.
- [14] S.J.Na, and Y.S.Yang, "Influence of heating rate on the LASER surface hardening of a medium carbon steel", Surface and Coatings Technology, pp319-330, 1988
- [15] J.P.Holman, "Heat transfer", McGRAW HILL, 1981.
- [16] T.Khanna, "Foundations of Neural Networks", Addison Wesley, 1990
- [17] Y.H.Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks", Addison Welsley, 1989

표 1. 여러가지 경우의 신경회로망 입력

	Laser Beam		Temperature on each point					입력노드
	Power	Speed	T1	T2	T3	T4	T5	
Case 1	o	o	o	o	o	o	o	7 개
Case 2	o	o	o	o	o	x	x	5 개
Case 3	o	o	o	x	x	x	x	3 개
Case 4	x	o	o	o	o	o	o	6 개
Case 5	x	o	o	o	o	x	x	4 개
Case 6	o	x	o	o	o	o	o	6 개
Case 7	o	x	o	o	o	x	x	4 개
Case 8	x	x	o	o	o	o	o	5 개
Case 9	x	x	o	o	o	x	x	3 개

표 2. 1000 step 후의 오차감소

	Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	case 5
오차 ($\times 10^{-6}$)	3.6854	4.5622	5.9596	5.0577	5.6614

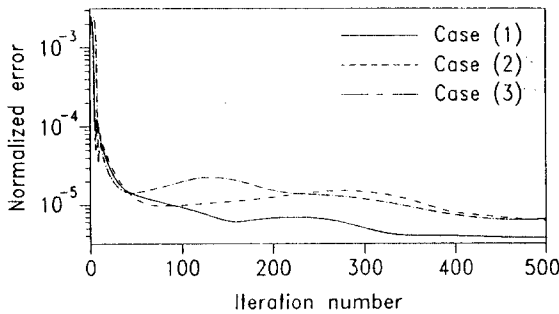
	Case 6	Case 7	Case 8	Case 9
오차 ($\times 10^{-6}$)	4.5096	5.7049	5.4351	8.2249

4. 결과 : 시뮬레이션

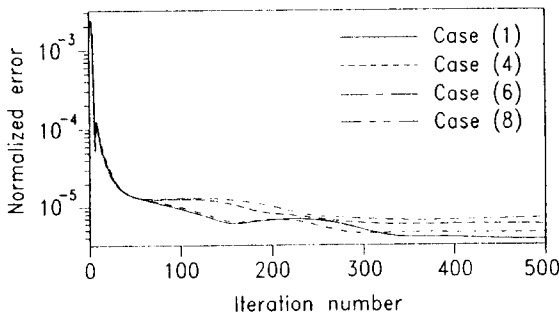
4.1 학습의 결과

그림 8 은 각경우에 대해 학습이 진행되는 동안에 오차의 감소경향을 비교한것을 보여준다. 여기서 그림 8(a) 는 case (1), case (2), 그리고 case (3) 에 대해 비교를 한것이며, 그림 8(b) 는 case (1), case (4), case (6), 그리고 case (8) 에 대해 비교를 한것이다. 그리고 표 2 에서는 학습이 끝난후의 각경우에 있어서 오차의 감소가 어떠한가를 보여준다. 그림 8 에서 보는바와 같이 오차의 감소경향은 input sample 로 레이저빔의 Power 와 속도, 그리고 5점의 온도를 사용한 case (1) 이 다른 어떠한 조합에 의한것보다 훨씬 좋은 성능을 나타내고 있음을 알수 있었다.

여기서 살펴볼 것은 case (4) 와 case (6) 의 오차감소 경향인데 이 둘의 경우는 input sample 로써 다섯점의 온도를 사용한것은 같고, 단지 case (4) 는 레이저빔의 속도를 추가하였고, case (6) 은 레이저빔의 power 를 추가한것이다. 그러나 이들의



(a) case (1), case (2), case (3) 의 비교



(b) case (1), case (4), case (6), case (8) 의 비교

그림 8. 신경회로망의 학습시 오차의 감소경향

오차감소 경향을 보면 case (4) 가 case (6) 보다 500 step 까지는 훨씬 좋은 학습 특성을 보여주지만, 1000 step 이후에는 case (6) 이 case (4) 보다 오차의 수렴 특성이 훨씬 좋음을 알수 있다. 이것은 경화층의 형성이 레이저빔의 속도에는 비교적 선형적인 관계를 가지고 있어 초기에는 오차의 수렴이 잘 이루어지지만, 결과적으로는 경화층의 형성에는 레이저 빔의 power 가 레이저 빔의 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 열입력량의 변화는 그 비선형성으로 인해 생각지 못한 표면의 온도분포등을 야기시킬 확률이 높다고 생각되어진다. 따라서 정확한 Estimator 를 구성하기 위해서는 실제적인 실험을 통하여 이에 따른 여러가지 영향에 대한 검토가 있어야만 한다.

4.2 학습된 신경회로망의 검증 : simulation

학습된 신경회로망의 검증을 위해서는 앞의 학습에서 가장 오차가 적은 case (1) 의 input set 를 사용하였으며, 학습된 결과는 앞의 학습에서 사용된 learning sample이 아닌 다른 data set 에 의하여 검증되어 졌다. 검증되어진 결과는 그림 9 와 같으며, error 는 전체의 5% 이내에 들어 표면의 온도분포로부터 경화층의 깊이를 추정하는 NN 의 학습이 만족할만한 성능을 나타냄을 알 수 있었다. 여기서 그림 9 (a) 는 레이저 빔의 power 가 3 kW, speed 는 0.65 m/min 일때이고, 그림 9 (b) 는 레이저 빔의 power 가 3.5 kW, speed 는 0.5 m/min 일때이다.

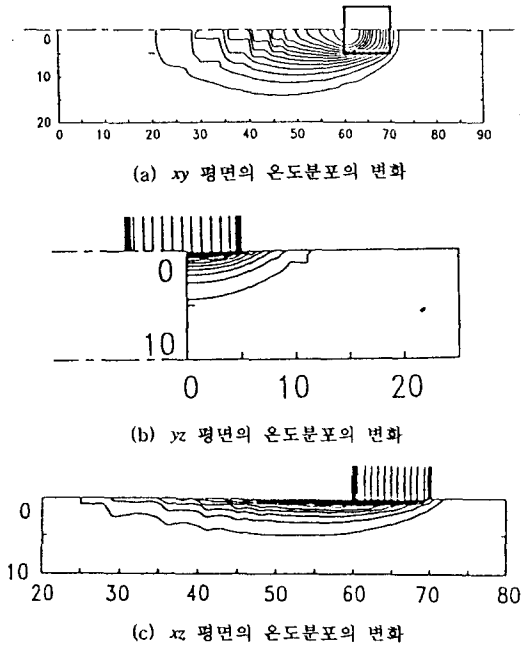
5. 결론 및 향후과제

앞의 열전달 모델의 구성 및 해석결과와 신경회로망의 학습 및 simulation 을 통한 검증의 결과로서 다음과같은 결론을 얻을 수 있다.

1) 비용과 시간이 많이드는 실제실험을 열전도모델의 구성으로 대체함으로써 보다 짧은 시간내에 많은 양의 실제 실험에서 일어날수 있는 상황을 재현하여 각 인자의 영향을 살펴보고, 이에 대처할수 있는 방안을 미리 생각하여 보다 효율적인 진행이 가능하게 되었다.

2) 경화층의 깊이를 추정하기 위한 신경회로망에 있어서 보다 정확한 추정을 위해서는 많은 양의 정보가 필요하며, 특히 표면의 많은 온도 분포와 빔의 power 및 이송속도가 경화층의 깊이를 추정하는데 보다 정확하게 하는 인자가 됨을 알수 있었다.

3) 학습된 신경회로망을 simulation을 통하여 검증한 결과는 표면경화공정에 있어서 비교적 측정이 용이한 표면의 온도분포로부터 오차가 거의 없이 간접적으로 경화층의 깊이를 추정할 수 있어 경화층의 깊이를 예측하는 신경회로망의 사용이 매우



레이저 빔의 power; 3 KW
 빔의 이송속도 ; 0.5 m/min
 흡수율 ; 60 %
 레이저빔의 크기 ; 10 × 10 mm

그림 5. 정상상태에서의 온도분포

다. 그림 4(a)는 $z=0$ 에서의 xy 평면의 온도분포의 변화를 보여주고, 그림 4(b)는 레이저빔의 뒷부분에서 절단한 yz 평면의 온도분포의 변화를 보여준다. 그리고 그림 4(c)는 레이저빔의 진행방향의 중심선에서 xz 평면의 온도분포의 변화를 보여준다. 그림에서 각각의 등온선은 100 °C 부터 100 °C 간격으로 분할되어져 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 정상상태에서 가장 온도가 높은 부분은 레이저 빔의 후단부가 되고, 경화층의 깊이가 가장 깊은 부분도 역시 레이저 빔의 후단부가 된다. 그리고, 형성된 경화층의 폭은 레이저빔의 폭보다 약간 더 크게 형성됨을 알 수 있다.

이 해석의 결과는 실제로 레이저빔을 이용하여 표면경화 처리를 한 것과 유사한 결과를 얻을 수 있어 본 연구에서 구한 열전도 모델이 타당성이 있음을 확인할 수 있었다.

3. 표면경화층 깊이 추정을 위한 신경회로망의 구성 및 학습

3.1 신경회로망의 구성

앞의 서론에서 밝힌바와 같이 레이저에 의한 열처리공정의 제어에서는 경화층의 질을 대변할 수 있는 공정변수의 선정에 어려움이 있다. 즉, 경화층의 질을 대변할 수 있는 공정변수로는 공정중 형성된 경화층의 깊이가 되어야 하지만 이를 공정중에 직접적으로 측정하는 것을 불가능하다. 따라서 경화층의 깊이를 공정중에 측정하기 위해서는 금속표면의 온도를 측정하여 이로부터 경화층의 깊이를 추정하는 간접적인 방법에 의하여 측정하여야 한다. 그러나 금속표면의 온도분포와 경화층깊이 사이의 연관성을 알아내는 것은 매우 어려운 일이다.

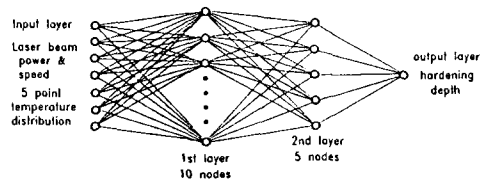


그림 6. 경화층깊이 추정을 위한 NN 구조

본 연구에서는 이러한 input 과 output 사이의 연관성을 알아내기 어려운 곳에 최근 많이 이용되고 있는 신경회로망을 사용함으로써 공정중의 금속표면의 온도분포를 측정함으로써 경화층깊이를 추정하고자 한다.

경화층깊이 추정을 위한 NN 구조는 그림 6의 일반적인 Multi-Layer NN 를 사용한다. 이 경화층 추정 NN 는 입력 layer 와 출력 layer, 그리고 두개의 hidden layer 로 이루어진다. 입력 layer 에는 7개의 node가 있으며, 재료표면의 5점의 온도분포와 레이저빔의 Power, 그리고 레이저빔의 이송속도가 입력으로 가해진다. 출력 layer는 표면의 온도분포로부터 구하고자 하는 경화층의 깊이를 출력으로 하며, 1개의 node로 이루어진다. 그리고 hidden layer는 각각 10개와 5개의 nodes로 구성되며, 입력과 출력 layer 의 각 node 와 시냅스로 연결된다. 여기서 hidden layer와 출력 layer 의 전달함수는 $(1 / (1 + \exp(-x)))$ 의 sigmoid 함수를 갖는다.

3.2 신경회로망의 학습

그림 6에서 나타난 경화층깊이 추정 NN 의 학습은 그림 7에서 보여지는 바와 같이 출력인 경화층깊이의 추정값과 교사신호인 실제의 경화층의 깊이의 차가 최소가 되도록 하는 일반적인 Error back propagation method 를 이용하였다.^(16,17) 학습을 위한 input sample 은 그림 7에서 보여지는 바와 같이 센서에 의해 측정되어지는 금속 표면의 온도분포, 레이저빔의 Power 와 속도가 되고, output sample 은 그러한 온도분포를 나타낸 순간의 경화층의 깊이가 된다. 그림 7에서의 Plant 는 실제로는 LASER 열처리 공정이지만 simulation 을 위하여 열전달 Model 을 이용하였고, 이를 FDM 에 의해 수치적으로 해석한 결과인 온도분포를 이용하여 표면의 측정온도분포와 경화층의 깊이를 계산하였다.

여기서 input sample 로서 어떠한 경우에 가장 좋은 Estimator 로써 동작할 수 있는지를 알아보기 위하여 표 1과 같은 9가지의 경우에 대해 학습을 진행하였다. 이때 사용한 learning sample 의 수는 모든 경우에 대해 똑같이 2944개이며, 학습률은 0.7로 하였다.

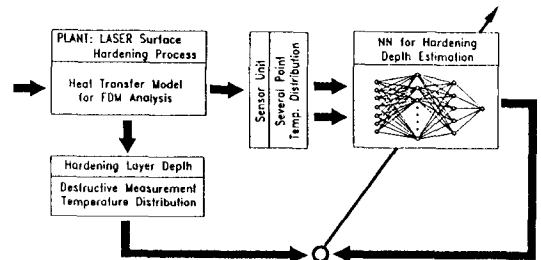


그림 7. 경화층깊이 추정을 위한 NN 의 학습

2.2 경계조건

2.2.1 레이저에 의한 표면 열입력

레이저에 의한 열입력은 레이저 빔이 조사되는 표면에 표면 열원으로 작용한다. 따라서 레이저 빔이 조사되는 표면 즉, $z=0$ 이고, 사각형으로 구조화된 레이저 빔의 내부에 있는 node 에 대해서는 위의 (2) 식에 나타낸 b 가 다음과 같이 된다.

$$b = a_p^0 T_p^0 + P_L \eta \Delta x \Delta y \quad (3)$$

여기서, P_L 은 레이저 빔의 power 이고, η 는 코팅체에 의한 재료 표면의 흡수율을 나타낸다.

2.2.2 표면 대류경계조건

본 연구에서는 열처리가 되어지는 표면에 자연대류가 형성된다고 가정하였고, 또한 복사 에 의한 열전달을 감안하였다.⁽¹²⁾ 이러한 표면의 자연대류조건과 복사조건을 결합한 계수를 나타내기 위해 대류계수를 다음과같이 정하였다.

$$h = 24.7 \times 10^{-4} \varepsilon T^{1.01} \quad (4)$$

여기서, ε 은 emissivity 로서 0.9 의 값을 갖는것으로 하였고, T 는 표면의 온도를 나타낸다. 이제 (4)식에 나타낸 대류 계수 h 에 의해 (2)식의 b 와 a_p 는 각각 다음과같이 된다.

$$b = a_p^0 T_p^0 + h T_{amb} \quad (5)$$

$$a_p = a_g + a_w + a_N + a_s + a_T + a_B + a_p^0 + h \quad (6)$$

여기서, T_{amb} 는 주변온도를 나타낸다.

2.3 물성치의 온도에 따른 변화

(2) 식에 나타낸 열전도도, 비열, 그리고 밀도는 그림 3 에서 보는바와 같이 온도에 따라 값이 변화하는 것으로 하였다.⁽¹³⁾ 여기서, 비열과 밀도는 해당되는 node 의 온도에 대한 값을 사용하였고, 열전도도의 경우에 대해서는 이웃하는 node 사이의 열전도성을 나타내므로 다음과같이 계산하여 사용하였다.⁽¹¹⁾

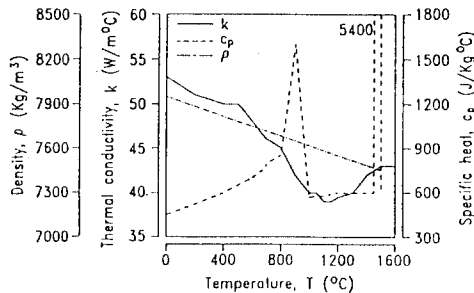


그림 3. 온도에 따른 물성치의 변화

$$k_g = \frac{2 K_p K_g}{K_p + K_g} \quad (7)$$

$$k_w = \frac{2 K_p K_w}{K_p + K_w} \quad (8)$$

$$k_b = \frac{2 K_p K_B}{K_p + K_B} \quad (9)$$

2.4 해석 및 결과

2.4.1 해석

본 연구에서는 3차원 비정상상태에서의 해석을 위해 그림 4 와 같이 xyz 의 직각좌표계에서 gridding 을 하였다. 이때 레이저 빔의 진행 방향은 x 축이고, 폭방향은 y 축, 그리고 깊이 방향은 z 축으로 하였다. 또한 레이저의 진행방향의 중심선을 따라 좌우축이 대칭이므로 중심선의 한쪽만을 해석 대상으로 하여 해석하였다. 여기서 x 축의 길이는 65 mm, y 축의 폭은 25 mm ($\times 2$), 그리고 z 축의 깊이는 10 mm 로 하였으며, node 의 갯수는 각각 61개, 27개, 25개로 하였다. node 사이의 간격은 레이저빔의 크기내에서는 등간격이 되도록 하였으며, 그 외의 부분은 지수함수적으로 증가하도록 하였다. 또한 레이저빔이 이동함에 따라 이동된 레이저빔에 따라 매순간마다 다시 gridding 하도록 하였다. (3) 식에서 흡수율의 값은 코팅제가 칠하여져 있는 경우로하여 60% 의 흡수율을 가정하였다.

이제 경화층깊이의 예측을 위한 NN Estimator 를 학습시키기 위해 레이저의 열입력은 2 KW 에서 4 KW 의 값으로 변화시키고, 레이저 빔의 이송속도는 0.2 m/min 에서 0.8 m/min 으로 변화시켜가며 해석을 진행하면서 학습 sample 을 추출하였다. 추출한 학습 sample 은 해석의 조건으로 주어진 레이저빔의 열입력과 레이저빔의 이송속도, 그리고 그림 4에서 표시한 바와 같이 레이저빔 내부의 표면의 5점의 온도를 구하였다.

2.4.2 결과

그림 5는 레이저 빔의 power 가 3 KW, 빔의 이송속도가 0.5 m/min, 흡수율이 60 %, 그리고 레이저빔의 크기가 10 × 10 mm 일때에 정상상태에 도달한 후의 온도분포의 변화를 보여준

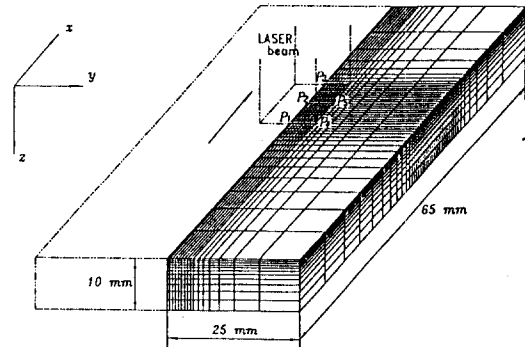


그림 4. 해석영역에 대한 3차원 gridding