

레이저 표면 경화 공정에서 신경회로망을 이용한 경화층 깊이 예측

우현구,* 조형석,** 한유희***

Estimation of Hardening Layer Depths in Laser Surface Hardening Processes Using Neural Networks

Hyun Gu Woo,* Hyung Suck Cho** and You Hie Han***

ABSTRACT

In the laser surface hardening process the geometrical parameters, especially the depth, of the hardened layer are utilized to assess the integrity of the hardening layer quality. Monitoring of this geometrical parameter for on-line process control as well as for on-line quality evaluation, however, is an extremely difficult problem because the hardening layer is formed beneath a material surface. Moreover, the uncertainties in monitoring the depth can be raised by the inevitable use of a surface coating to enhance the processing efficiency and the insufficient knowledge on the effects of coating materials and its thicknesses. The paper describes the estimation results using neural network to estimate the hardening layer depth from measured surface temperature and process variables (laser beam power and feeding velocity) under various situations. To evaluate the effectiveness of the measured temperature in estimating the hardening layer depth, estimation was performed with or without temperature informations. Also to investigate the effects of coating thickness variations in the real industry situations, in which the coating thickness cannot be controlled uniform with good precision, estimation was done over only uniformly coated specimen or various thickness-coated specimens. A series of hardening experiments were performed to find the relationships between the hardening layer depth, temperature and process variables. The estimation results show the temperature informations greatly improve the estimation accuracy over various thickness-coated specimens.

* 한국과학기술원 기계공학과

** 한국과학기술원 기계공학과

*** 한국기계연구원 레이저 가공연구소

Key Words : laser surface hardening process, hardening layer depth, surface temperature, coating thickness, estimation, neural network

1. 서 론

고밀도, 고출력의 레이저에 의한 강의 표면 경화 처리 공정은 Fig. 1과 같이 재료의 표면에 집속된 레이저 빔을 조사시켜 재료 내부로의 열전도에 의해 표면의 국부적인 층만을 경화 시키는 공정으로서 종래의 경화 처리 공정과는 달리 재료 내부의 성질에는 영향을 주지 않고, 표면만을 마르텐사이트(martensite)조직으로 만들어 준다.^{(1) (2)}

레이저를 이용한 금속의 표면경화공정은 많은 장점을 지니고 있는 반면에 금속 표면의 흡수제인 코팅의 종류와 두께, 재료의 형상, 가공 속도 및 빔의 세기 등 매개 변수가 많고, 또한 종래의 가공 기술과 달리 표준화가 되어 있지 못하며, 상황에 따라 가공의 재현성이 떨어지는 등의 여러 가지 문제점도 지니고 있다. 특히 레이저 재료 가공 공정에서는 고출력의 레이저 장치가 매우 고가이므로 레이저 빔의 흡수율을 높이기 위한 흑색 코팅제의 사용이 필수적이지만 코팅제 역할과 효과에 대한 해석의 어려움 때문에 아직 이에 관한 연구는 미흡한 실정이다. 코팅제는 여러 가지 종류가 사용되고 있지만 아직 표준화가 되어 있지 않아 규격이 정해져 있지 않을 뿐 아니라 코팅 두께에 관해서는 연구되어 발표된 것이 거의 없다. 코팅제는 일반적으로 흑색 페인트나 미세한 분말 형태의 흑연이 주로 쓰이고 있지만 흑연이 보다 안정된 결과를 얻을 수 있어 보다 많이 쓰이고 있다. 그러나 코팅제의 종류가 정해졌다 하더라도 코팅의 두께에 따라 결과가 많이 달라질 수 있지만 이에 관해 알려진 것이 거의 없고 실제 실험 시 수 마이크론 두께로 정확히 일정하게 재료 표면을 코팅하기가 매우 어렵다. 따라서 이러한 난점을 극복하여 외란이 있는 여러 가지 상황하에서도 경화층의 품질을 개선하고, 이를 일정하게 유지시키기 위해서는 공정의 제어가 이루어져야 한다. 그러나 공정을 제어하기 위해서는 먼저 최종 결과인 경화 층의 품질을 대변할 수 있는 공정 변수의 선정이 중요한 과제가 된다.

경화 층의 질을 대변할 수 있는 공정 변수로는 경화 층의 깊이와 같은 기하학적 형상이나, 경화 처리에 의해 변화된 경화 층의 물성의 변화 즉, 경도가 있을 수 있

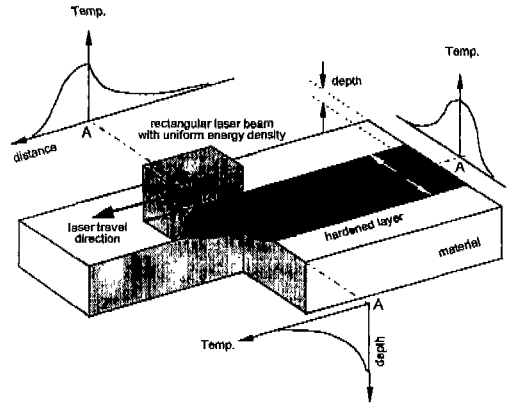


Fig. 1 Schematic diagram of a laser surface hardening process

다. 여기서 경도의 경우에 있어서는 레이저에 의해 표면을 경화 처리하게 되면 위에서 설명한 바와 같은 자기급냉의 효과로 인해 표면에 형성된 국부적인 층에 걸쳐 거의 일정한 값을 유지하게 된다.⁽²⁾ 따라서 레이저 표면경화공정의 경우에 공정 변수로는 경화 층의 깊이가 가장 중요한 공정 변수라 할 수 있다. 그러나 재료 내부에서 형성되고 있는 경화 층의 크기를 공정 중에 실시간으로 측정한다는 것은 매우 어려운 일로, 현재까지 경화층 크기를 측정하는 연구 방법으로는 재료의 전자기적 성질을 이용한 방법, 전기장을 이용하는 방법 그리고 공정 중 표면의 온도를 측정하는 방법 등이 있다.

전자기적 측정 방법은 와전류를 이용하는 방법⁽³⁾과 외부에서 전자기장을 가하고 Barkhausen Noise를 측정하는 방법⁽⁴⁾으로 나눌 수 있다. 이 방법들은 측정 속도가 빨라 움직이고 있는 재료의 실시간 측정에는 적합하지만 실제 레이저 경화되고 있는 부분의 온도(약 1300℃)가 매우 높고 센서가 표면 가까이 일정한 거리에 유지되어야 하므로 센서 측정 코일에 대한 온도의 영향⁽⁵⁾이 보다 고온의 영역에서 조사되어야 하고 와전류를 이용하는 방법은 센서 출력이 거리에 민감하므로 센서가 대상 물체 표면으로부터 정확한 위치에 유지되어야 하는 단점이 있다. 전기장을 이용한 방법은 Rubruck⁽⁶⁾이 발표한 것으로서 경화층 주위에 일정한

전기장을 형성시킨 후 경화층 가까이 전극을 접촉시켜 조직의 변화에 기인하는 전압의 변화량을 측정하여 경화 층의 깊이를 추정하는 방법이지만 보통 레이저 경화 공정에 쓰이는 비전도체의 표면 코팅제가 제거되어야 하고 공정 중의 열로 인해 발생하는 전극에서의 열전압(thermal voltage)에 대한 고려가 뒤따라야 한다. 공정 중 표면의 온도를 적외선 센서를 이용한 측정 방법은 지금까지 가장 많은 연구결과^{(7) (8) (9)}가 발표되었고 연구가 활발하게 진행되고 있다. 이 연구는 물체 온도와 그 온도에 따른 복사 에너지의 관계에 관한 흑체 복사 이론에 근거한 것이다. 적외선 온도 센서는 측정 위치로부터 먼 거리에 위치시킬 수 있을 뿐 아니라 광섬유 기술의 응용으로 접근하기 힘든 공정 중의 온도 측정에도 쉽게 적용될 수 있다. 또한 레이저와 상호 간섭이 없으며 움직이고 있는 물체의 온도 측정에도 적합하고 매우 빠른 응답 특성을 가지고 있다. 따라서 공정의 제어를 위한 공정 변수로서 쉽게 측정과 제어가 가능한 표면의 온도를 측정하여 이 온도가 일정하게 유지되도록 경화 층의 품질을 개선하려고 하였다.

그러나 이러한 연구 결과들은 표면의 온도로부터 경화층 크기에 상관없이, 제어 대상으로서 표면의 온도를 사용하였을 뿐이고 실제 공정에서 가장 중요한 결과인 경화 층의 깊이에 대해서는 그 온도와 경화층 깊이의 상관관계를 사람이 유추 해석하여 제어하여야 한다. 이렇게 제어 대상이 온도가 아닌 경화 층의 깊이가 되기 위해서는 공정 변수와 온도 그리고 경화 층의 깊이의 상관관계를 알아내어, 온도만을 제어하는 방법에서 벗어나 공정 변수와 온도로부터 알아내는 경화층 깊이를 직접 제어하는 것이 필요하다. 이러한 상관관계는 여러 가지 조건에서 구한 실험 데이터로부터 구해질 수 있으며, 이 관계를 구현하기 위한 한가지 방법으로서 최근 많은 연구가 진행되어 각광받고있는 인공지능 분야의 신경회로망을 이용한 방법을 사용하고자 한다. 이 신경회로망은 기존의 해석적 방법으로 접근하기 어려운 문제들에 많이 사용되고 있으며 입력과 출력의 복잡한 관계도 잘 구현할 수 있다. 이에 관해서 Chrysolouris⁽¹⁰⁾ 등의 연구는 기존의 다중회귀법(multiple regression)과 신경회로망을 이용한 방법을 비교하였으며 신경회로망을 이용한 방법이 전체적으로 더 우수한 결과를 얻을 수 있었으며, 특히 복잡한 상관관계를 구현하기에 적합하고 실험 데이터에서 포함될 수 있는 노이즈(noise)에 덜 민감하다는 것을 보였다.

따라서 본 연구에서는 이 공정에서 중요한 역할을 하는 코팅제의 두께가 일정할 때뿐만 아니라 코팅 두께에 변화가 있는 환경하에서도 공정 변수와 계측된 온도 신호로부터 경화층을 추정할 수 있는 예측기로서 신경회로망을 사용하고 예측 결과와 오차를 구하여 성능을 평가하고자한다.

2. 표면 온도와 경화층 깊이의 상관관계

레이저 표면 경화 공정에서 공정 조건의 변화나 외란에 의해 발생하는 상황 변화를 알아내기 위하여 계측 방법으로서 표면의 온도를 측정하는 방법을 선택하였고 이 온도와 경화층 깊이와의 기본적인 관계를 알아내기 위하여 이송 속도와 레이저 빔 출력을 변화시켜 가며 여러 가지 다양한 조건에서 실험을 행하였다. 또한 코팅 두께 변화에 따른 영향을 조사하기 위하여 코팅 두께를 조절한 두 가지의 시편을 준비하여 각각에 대한 실험을 수행하였다.

레이저 경화 시편은 300mm×50mm×9mm의 크기로 준비하였으며 시편의 두께는 시편의 자기 담금질(self quenching) 효과가 충분하도록 두껍게 하여 9mm로 하였다. 재질은 일반 기계류에 많이 쓰이고 경화능이 높은 SM45C로 하였다. 레이저 장치는 미국 Rofin-Sinar사의 4kW급 연속파 CO₂레이저가 사용되었으며 다중모드(multimode)의 원형빔이 발생된다. 이 원형 레이저 빔은 빔형상 변환장치라 할 수 있는 여러개의 조그만 사각형 거울(facet mirror)로 구성된 집속거울(integration mirror)을 거쳐 열처리 공정에 보다 적합한 사각빔으로 변환된다. 열처리 공정은 시편의 표면 조건에 따라서 그 영향이 크게 나타나므로 표면 조건을 일정하게 하기 위하여 표면을 밀링 처리하여 매끈하게 하였으며, 재료의 레이저 빔 흡수율을 높이기 위하여 보통 흑색 코팅을 하는데 본 연구에서는 쉽게 구입이 가능하고 일반적으로 가장 많이 사용되고 있는 흑연(graphite)코팅을 하였다.

레이저 표면경화 공정에서 코팅제의 역할을 매우 중요한 것으로 보통 깨끗한 표면 상태의 강재의 빔 에너지 흡수율은 10% 내외인데 비해 코팅제를 사용하면 흡수율이 크게 향상된다. 본 연구에서 사용된 흑연 코팅제의 흡수율은 연구자에 따라 차이가 있으나 약 60~80%정도로 보고되고 있다.^{(11) (12)} 레이저 빔의 흡수율은 코팅제의 종류뿐 아니라 두께에 따라서 변할 수

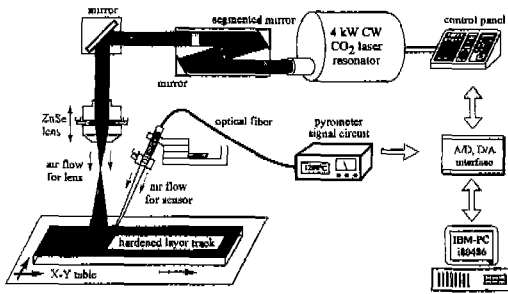


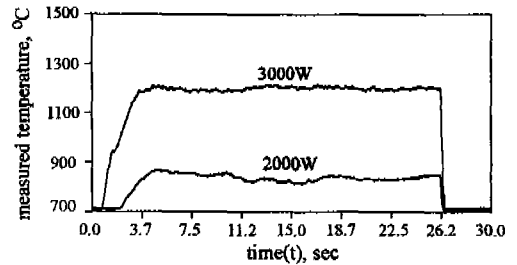
Fig. 2 Experimental setup for temperature monitoring in laser surface hardening processes using an infrared sensor

이므로 시편 상태에 따라 항상 일정한 흡수율을 얻기란 매우 어렵고, 코팅제 두께의 흡수율에 대한 영향에 관해서는 지금까지 거의 알려진 것이 없다. 이러한 이유로 본 연구에서는 코팅 두께 변화의 경화층 크기에 대한 영향을 알아보기 위하여 같은 공정 조건에서 코팅 두께를 2가지로 다르게 하여 실험하였다. 코팅 과정은 흑연 분말이 시편 표면에 흑색으로 완전히 도포 되도록 하여 균일한 두께를 갖도록 주의 깊게 코팅하였으며 이러한 방법으로 1회 칠한 것과 2회 칠한 것으로 두 가지의 시편을 준비하였다. 전문 코팅 측정 장비(영국 Elcometer사의 모델 257FN T2)를 사용하여 코팅두께를 측정하였으며 20곳의 측정된 평균 값은 각각 $5.8\mu\text{m}$ 와 $11.3\mu\text{m}$ 이다.

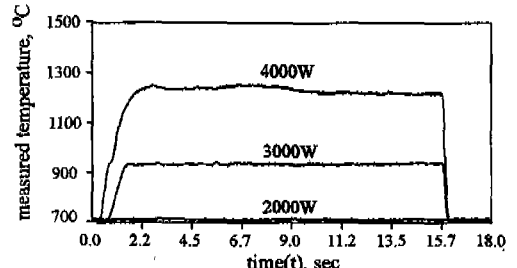
2.1 온도 측정 실험

레이저 경화 공정에서는 열처리하는 시편의 온도가 1450°C 의 녹기 시작하는 온도 보다 낮아야 하고, 높은 온도로 가열되어지는 표면으로부터 전도에 의해 온도가 상승되어 재료 내부에 경화층이 형성되므로, 공정 중 온도 측정점으로서 온도가 가장 높은 점을 선정하였으며 온도 측정 실험의 전체 구성은 Fig. 2와 같다.

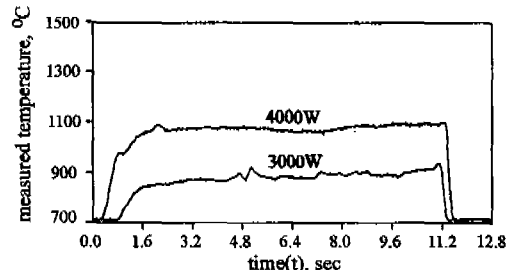
사용된 적외선 온도 센서는 기본적으로 광량을 측정하여 대상 물체의 온도를 알아내는 것으로서 이때 온도 측정 표면의 상태 즉 표면의 색깔 및 재질, 거칠기 등에 따라 표면의 적외선 방사율이 달라지고, 적외선 센서의 측정 각도에 따라서도 센서 출력이 달라질 수 있으므로 실제 실험 조건과 같은 상황에서 적외선 센서의 출력값과 온도의 관계를 따로 실험을 통하여 구하고 이 관계로부터 표면 온도를 결정하였으며 측정 온도 범위는



(a) Laser beam travel speed = 0.3m/min



(b) Laser beam travel speed = 0.5m/min



(c) Laser beam travel speed = 0.7m/min

Fig. 3 Measured surface temperatures for various hardening conditions

는 $715\sim 1500^{\circ}\text{C}$ 이다.⁽¹³⁾ 레이저 조사되는 부분의 빔 크기는 $10\text{mm}\times 10\text{mm}$ 가 되도록 고정하고 그 아래 X-Y table위에 시편을 위치시켜 일정 속도로 이송 시키면서 실험하였다. 시편에 레이저가 조사되면 표면의 코팅제가 강한 빔 에너지에 의해 급속히 타면서 가스 또는 가루의 형태로 위로 상승하는데 이것에 의해 레이저의 집속 렌즈와 센서의 렌즈가 손상되는 것을 방지하고 코팅제의 불꽃이 적외선 온도 센서의 측정 부분을 가로막는 것을 방지하기 위하여 각각 공기를 불어 주어 기화된 코팅제를 제거하였다. Fig. 3에서 대표적으로 속도가 0.5m/min, 레이저 빔 출력이 각각 2000W, 3000W, 4000W의 조건에서 시간에 따라 측정된 온도를 나타내었으며 2000W일 때는 측정되는 온도가 As 변태 온도

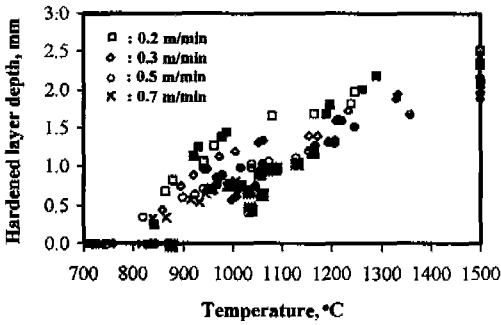


Fig. 4 Relationship between the measured temperature and hardening layer depth : unhatched symbol : thin coating(5.8 μ m)
hatched symbol : thick coating(11.3 μ m)

(As transformation temperature)보다 낮아 실제 경화층이 형성되지 않는 실험 조건이다.

2.2 온도와 경화층 크기의 상관관계

레이저 표면 경화 공정의 중요 공정 변수는 레이저 빔 출력, 이송 속도, 측정된 표면 온도값, 형성된 경화층의 깊이가 있으며 이들의 상관 관계를 조사하였다. 실험은 시편에 경화층이 생기는 공정 조건 전 영역에서 행해졌으며 온도가 715 $^{\circ}$ C 이하면 변태 온도보다 낮아 경화층이 형성되지 않고 온도가 1500 $^{\circ}$ C보다 높은 경우는 표면 용융(surface melting)이 일어나 불량의 경화층이 형성되므로 온도가 715 $^{\circ}$ C~1500 $^{\circ}$ C의 범위 내에서 실험하였다. 경화 층의 형상을 측정하기 위해서 레이저 경화처리하고 난후 시편을 파단하여 폴리싱(polishing)한 후 3~5% 질산과 95~97%의 알코올 용액을 사용하여 에칭하고 드러난 경화 층의 단면의 형상을 보정(calibration)된 CCD카메라로 18배 확대하여 깊이를 측정하였다. Fig. 3에 보이는 과도 구간 즉 온도 상승 부분에서는 경화 층의 깊이가 계속 변화하고 있는 영역이므로 온도와 경화층 깊이의 정확한 관계를 구하기 위하여 공정이 준정적 상태에 도달하여 온도가 일정하게 된 후의 시편 부분에 대해, 레이저빔 출력, 이송 속도를 변화시켜가며 각 공정 조건에서 온도와 경화층 깊이를 측정하여 하나의 데이터쌍을 얻었다.

Fig.4는 이송 속도가 각각 0.2m/min, 0.3m/min, 0.5m/min, 0.7m/min인 조건에서 빔의 출력을 변화시켜 가면서 실험하여 측정된 온도와 경화층 깊이의 관계를 보여준다. 여기서 색이 칠해진 데이터 표시점이

두꺼운 코팅(11.3 μ m)을 한 것이며 색이 없는 것이 얇은 코팅(5.8 μ m)에 대한 것이다. 표면 온도가 820 $^{\circ}$ C보다 낮게 측정된 경우는 온도가 낮아 경화층이 형성되지 않고 그 이상의 온도 범위에서는 온도 증가에 따라 경화층 깊이도 증가함을 볼 수 있으며 온도가 약 950 $^{\circ}$ C~1200 $^{\circ}$ C의 범위에서는 비선형적인 관계를 보여주고 있다. 원래 SM45C와 같은 강재의 As 변태 온도는 723 $^{\circ}$ C이지만 레이저 경화 공정과 같이 급격한 온도 상승을 온 변태 온도를 상승시키게 되며, 비슷한 재질에 관한 나석주등의 연구⁽¹⁴⁾에서 제시된 830 $^{\circ}$ C로의 변태온도 상승과 본 실험 결과는 잘 일치하고 있다. 이송속도가 높을수록 같은 온도에서 더 얇은 경화층이 얻어지며 이는 속도가 빠르면 빠를수록 표면의 열이 재료내부로 전도되는 시간이 짧아지고 깊이 방향으로의 온도 구배가 급격해져 변태온도 이상으로 가열되는 재료의 깊이가 얇아지기 때문이다.

3. 신경회로망 예측기(neural network estimator)

경화층의 품질을 대변하는 가장 중요한 공정변수로는 공정중 형성되는 경화층깊이가 되어야 하지만 이를 공정중에 직접적으로 측정하는 것은 불가능하다. 따라서 경화층의 깊이를 실시간으로 측정하기 위해서는 금속표면의 온도를 측정하여 이로부터 경화층의 깊이를 추정하는 간접적인 방법에 의하여 추정하여야 한다. 그러나 금속 표면의 온도 분포와 경화층 깊이 사이의 정확한 연관성을 알아내는 것은 매우 어려운 일이다. 본 연구에서는 이러한 입력과 출력사이의 연관성을 알아내기가 어려운 곳에 적합한 신경회로망을 사용함으로써 공정중의 금속 표면의 온도를 측정함으로써 경화층 깊이를 추정하고자 한다. 신경회로망은 입력과 출력에 해당하는 데이터가 주어지면 이러한 입출력간의 상관관계를 학습할 수 있으며 학습된 신경회로망은 학습에 사용되지 않은 데이터나 노이즈(noise)가 포함된 데이터라 하더라도 그에 해당하는 적절한 출력을 나타내는 능력이 있으며 일단 학습이 되면 기존의 방법에 비해 비교적 빨리 입력에 해당하는 출력을 생성시켜 실시간 예측이 가능하다.

3.1 신경회로망

표면 온도 정보와 경화층 깊이와의 상관관계를 구현

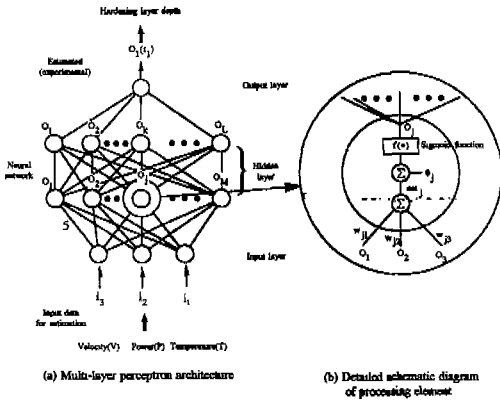


Fig. 5 Schematic diagram of estimation procedure using neural network estimator

하기 위해서, 신경회로망 중 사상(mapping)기능이 뛰어난 다층 인식자(multilayer perceptron)^{(15) (16)}을 사용하였다. 신경회로망은 Fig. 5에 보이는 바와 같은 구조를 가지고 있으며 여러개의 노드로 구성된 몇개 층(layer)과 이웃하는 층의 노드끼리의 연결선(weight)으로 이루어져 있다. 각 노드는 계산이 이루어지는 요소에 해당하며 각 연결선은 학습되는 값에 해당한다. 첫번 입력층을 제외한 노드의 입력은 그전 층에 있는 노드의 출력값에 연결선의 값이 곱해진 후 이 값들이 모두 더해진 값이 된다. 각 노드에서는 입력값과 바이어스(bias)의 시그모이드함수(sigmoid function)계산이 이루어지고 이 함수의 출력이 곧 노드의 출력값이 된다. Fig. 5에서 입력층의 노드는 입력값은 i_1, i_2, i_3 로 표시하였고 첫번째 은익층의 노드는 o_j , 두번째 은익층의 노드는 o_k , 출력층의 노드는 o_l 로 나타내었고 출력층이 목표값(target value)는 t_l 로 표시하였다.

입력 데이터의 벡터(i_{pi}), 즉 공정변수와 온도가 입력층에 가해지면 입력층에서는 그전의 은익층이 없으므로 입력층의 i 번째 노드의 출력은 입력 데이터와 같은 값을 갖는 o_{pi} 이다. 그 후 다음층의 j 번째 노드의 실제 입력(net input)은 다음과 같이 계산되며 여기서 아래첨자 p 는 각각의 학습데이터를 표시한다.

$$net_{pj} = \sum W_{ji} o_{pi} \quad (1)$$

w_{ji} 는 첫번째 은익층(hidden layer)의 j 번째 노드와 입력층(input layer)의 i 번째 노드 사이의 연결선 값을 나타낸다. 그러면 노드 j 의 출력은 다음과 같은 시그

모이드 함수로 표시되며 여기서 θ_j 는 노드 j 의 바이어스(bias)값이다.

$$o_{pj} = f(net_{pj}) = \frac{1}{1 + \exp\{-(net_{pj} + \theta_j)\}} \quad (2)$$

그 후 이값은 다음층의 입력값이 되어 위의 (1), (2)식에 의한 같은 방식의 계산에 의해 다음층의 출력값이 계산되어 그 다음 층인 출력층(output layer)의 입력값으로 들어간다. 이 출력층에서도 같은 계산과정을 거쳐 실제 출력인 경화층깊이 값을 만들어준다.

3.2 신경회로망의 학습

신경회로 예측기의 출력(경화층깊이)이 계산되면 이는 실제 경화층 깊이와 비교되며 학습 초기에는 예측기가 제대로 구현되지 않아 오차가 크므로, 학습 범칙에 의해 신경회로 내부의 매개 변수인 연결선값과 바이어스값을 조절하여 오차가 줄어들도록 한다. 출력층의 출력 o_{pl} 은 실제 실험에서 얻어진 경화층 깊이 t_{pl} 과 일치하지 않으므로 다음과 같이 예측오차의 제곱값을 정의하고 이값이 최소가 되도록 신경회로망의 매개변수를 학습시킨다.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_p (t_{pl} - o_{pl})^2 \quad (3)$$

모든 데이터에 대한 오차값을 합하여 평균한 값은 다음과 같으며 여기서 P 는 학습을 위한 데이터의 갯수이다.

$$E = \frac{1}{2P} \sum_p (t_{pl} - o_{pl})^2 \quad (4)$$

이제 학습을 위해 연결선 값의 증분 $\Delta_p w_{lk}$ 은 오차를 작게 하는 방향 $-\frac{\partial E_p}{\partial w_{lk}}$ 으로 정해지며 여기서 η 는 오차의 수렴속도에 해당하는 학습율이다.

$$\Delta_p w_{lk} = -\eta \frac{\partial E_p}{\partial w_{lk}} \quad (5)$$

체인룰(chain rule)에 의해 출력층 노드에 대한 오차 신호 δ_{pl} 가 다음과 같이 구해진다.

$$\Delta_p w_{lk} = \eta \delta_{pl} o_{pk} \quad (7)$$

$$\delta_{pl} = (t_{pl} - o_{pl}) f'_1(net_{pl}) \quad (8)$$

이제 은의층 노드에 대한 δ_{pk} 는

$$\delta_{pk} = f'(net_{pk})\delta_{pl}w_{lk} \quad (9)$$

이되고 이제 각 노드에서는 다음의 비선형 시그모이드 (sigmoid)함수에 의해 식(11), (12)가 얻어진다.

$$o_{pk} = \frac{1}{1 + \exp\{-\sum_j w_{kj}o_{pj} + \theta_k\}} \quad (10)$$

$$\delta_{pl} = (t_{pl} - o_{pl})o_{pl}(1 - o_{pl}) \quad (11)$$

$$\delta_{pj} = o_{pj}(1 - o_{pj})\sum_k \delta_{pk}w_{kj} \quad (12)$$

바이어스값 θ 는 항상 1의 출력값을 주는 노드의 연결선 값으로 생각하여 다른 연결선 값들과 같은 방법으로 학습되어지는 값이다.

연결선 값의 증분 Δw_j 는 실험에서 얻어진 데이터의 입출력값으로부터 구해진 $\Delta_p w_j$ 의 합으로 다음식과 같다.

$$\Delta w_j = \sum_p \Delta_p w_j \quad (13)$$

전체적인 학습과정은 다음과 같은 반복적인 방법으로 행해지며,

$$\Delta w_j(n+1) = \eta\delta_{o_j} + \alpha\Delta w_j(n) \quad (14)$$

여기서 n 은 학습횟수이고 η 는 학습 속도를 결정하는 학습율이며, α 는 학습과정중 진동현상을 방지하는 모멘텀율(momentum rate)이다.

학습 법칙은 위와 같은 오차 역전파 학습법(error backpropagation learning law)⁽¹⁸⁾이 사용되었으며 이에 의해 신경회로의 매개 변수들은 반복적으로 수정된다. 매 반복 학습시에 공정 변수와 표면 온도 정보 그리고 경화층 깊이의 데이터 상이 한번씩 주어지 예측값이 계산되며, 예측값과 실제값사이의 오차에 따라 가중치와 문턱값들의 조정량이 계산된다. 반복 학습에 의해, 예측된 경화층 깊이와 실제 깊이의 차가 충분히 줄어들면 공정 변수 그리고 온도 정보와 경화층 깊이와의 상관관계의 학습이 끝나게 되며, 신경회로망은 실제 경화층 깊이의 예측에 사용된다.

4. 신경 회로망을 이용한 표면 경화층의 예측

4.1 예측 방법

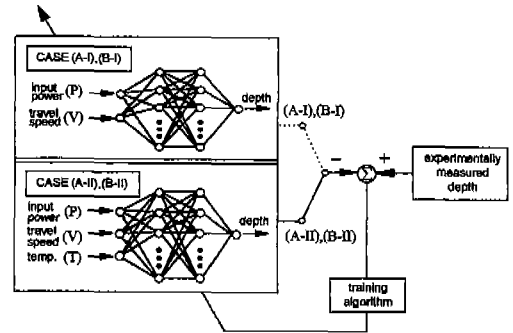


Fig. 6 Block diagram of the training and estimation procedures for hardened layer depths using neural network

Table 1 Estimation method of the neural network estimator according to the coating thickness and temperature information

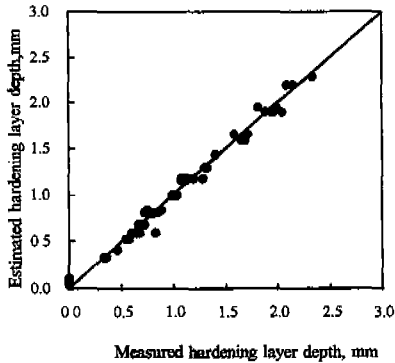
시편의 종류	신경회로망 입력	온도정보를	
		포함하지 않은 경우	포함한 경우
코팅두께에 의관이 없을 경우	1회 코팅(dc=5.8μm)	(A-I)	(A-II)
코팅두께에 의관이 있을 경우	1회 코팅(dc=5.8μm) + 2회 코팅(dc=11.3μm)	(B-I)	(B-II)

Table 2 Training and test data set for 4 estimation methods

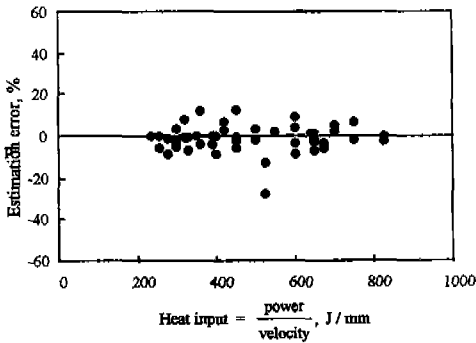
예측 방법	학습 데이터	테스트 데이터
(A-I), (A-II)	1회 코팅(dc=5.8μm) 27개	1회 코팅(dc=5.8μm) 54개
(B-I), (B-II)	1회 코팅(dc=5.8μm) 27개 + 2회 코팅(dc=11.3μm) 27개	1회 코팅(dc=5.8μm) 54개 + 2회 코팅(dc=11.3μm) 54개

제안된 신경회로망 예측기를 학습시키기 위하여 다양한 경화 조건에서 실험을 통하여 총 108개의 온도와 경화층 깊이의 데이터를 얻었으며, 이 중 54개가 1회 코팅을 한 시편에 대한 것이고 나머지 54개가 코팅을 한 번 더해 2회 코팅한 시편에 대한 것이다. 본 연구에서는 레이저 표면 경화 공정에서 온도 정보의 유용성을 알아보기 위하여 시편에 코팅 두께에 변화가 있을때와 변화가 없을때, 그리고 온도 정보를 포함한 경우의 예측 결과와 온도 정보를 포함하지 않았을 경우의 예측결과를 비교해 보았으며 신경회로망의 학습과 시험과정을 Fig. 6에 나타내었다.

신경회로망 예측시 온도 정보의 포함여부와 학습 및 시험에 사용된 시편의 종류에 따라 분류하여 Table.1에서와 같이 4가지로 나누었다. 신경회로망은 이미 얻어진 데이터로부터 아직 알지 못하는 데이터의 상관관



(a) The measured layer depth v.s. estimated layer depth



(b) Estimation error

Fig. 7 Estimation results of the neural network estimator - Case A-I

계를 구하고자 하는 것이 목적이므로 학습 단계에서는 각 실험 데이터의 반을 학습에 이용하고, 시험 단계에서는 학습에 사용된 데이터와 학습에 사용되지 않았던 나머지 반의 데이터를 포함한 전체 데이터에 대해 예측 시험을 하였다. 구체적으로 사용된 데이터는 요약되어 Table.2에 나타나 있으며, 예측 방법(A-I)(A-II)에서는 실험실에서 매우 주의 깊게 코팅두께가 조정된 54개의 시편 데이터중 반인 27개의 데이터를 학습에 이용하고, 이 데이터와 나머지 데이터를 합한 총 54개의 얇은 코팅의 데이터에 대하여 예측 시험하였다. (A-I)(A-II)의 경우는 실험실에서 준비된 일정한 두께의 코팅에 대한 것이고 실제 산업 현장에서 레이저 표면 경화가 이루어질 때는 코팅작업자, 코팅제의 상태, 코팅 방법 등에 따라 수 마이크로두께의 코팅을 항상 일정하게 유지하는 것이 매우 어렵다. 따라서 (B-I)(B-II)의 경우에는 여러가지 코팅 두께를 가진 시편이 섞

Table 3 Estimation results of the neural network estimator

	최대 오차값	최소 오차값	오차 평균(%)	오차의 표준편차(%)
case (A-I)	12.6129	-27.8228	-1.2941	6.8311
case (A-II)	10.3295	-31.3288	-2.6183	7.4750
case (B-I)	55.8296	-49.3625	4.1470	21.1165
case (B-II)	26.4803	-18.4239	1.6923	8.2597

여 있는 상황을 가정하여 두가지 코팅 두께에 대한 데이터를 혼합하여 총 108개의 데이터중 반인 54개를 학습에 사용하고 이것과 나머지 반을 합한 모든 데이터에 대해 예측 시험을 하였다.

신경회로망의 구조는 입력층에서 입력 노드가 2개(출력, 속도) 혹은 3개(출력, 속도, 온도)이고 은닉층의 갯수는 2개이며 출력층의 노드수는 1개(경화층 깊이)로 하였다. 은닉층의 노드 갯수는 노드수를 증가시키면서 수행된 예측오차를 관찰하여 수행된 오차가 더 이상 줄어들지 않아 큰 변화가 없는 노드수로 선정하여 10개, 10개로 하였으며, 학습을 위한 학습이득과 모멘텀 이득은 각각 0.9와 0.7이 사용되었다. 이것은 여러가지 이득에 대해서 예측 오차의 수렴이 빨리 되면서 오차의 감소 과정에서 진동이 발생하지 않도록 학습성을 시험하여 적절히 선정되었다. 반복학습 횟수는 4가지 예측 방법 모두에서 같게 10,000회로 하였다.

4.2 예측 결과 및 토의

예측 결과를 Fig. 7~10에 나타내었으며 Fig. 7~10(a)에서 X축은 실험에 구한 실제 경화층 깊이이고 Y축은 신경회로망을 통해 구해진 경화층 깊이이다. Fig.7~10(b)는 같은 예측 데이터에 대해 X축을 열입력으로 하고 Y축은 예측 오차(estimation error)로하여 나타낸 것이며 열입력은 경화층의 길이당 열량으로 물리적으로 단위길이를 경화시키는데 소요되는 레이저 빔의 에너지가 된다. 예측 오차(estimation error)는 다음과 같이 정의되었으며 통계적인 오차 평균(average of error)와 오차의 표준 편차(standard deviation of error) 그리고 최대오차와 최소 오차를 Table.3에 나타내었다.

$$\begin{aligned}
 & \text{estimation error}(\%) \\
 &= \frac{(\text{estimated depth} - \text{measured depth})}{\text{measured depth}} \\
 & \times 100 \quad (15)
 \end{aligned}$$

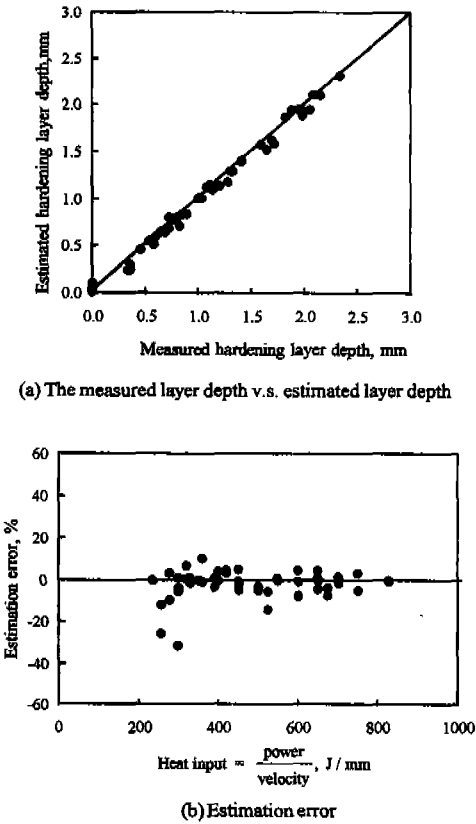


Fig. 8 Estimation results of the neural network estimator : Case A-II

먼저 얇은 코팅 두께의 시편에 대한 Fig. 7.8의 결과를 보면 온도를 포함한 것과 온도를 포함하지 않은 예측결과가 거의 비슷한 경향을 보여주고 있으며 Table.3의 평균은 (A-I)의 경우가 -1.3, (A-II)의 경우가 -2.6으로서 실제보다 약간 적은 값으로 예측되고 있으며 표준 편차의 경우는 각각 6.83과 7.47로 거의 같은 분포를 보여주고 있다. 오차의 최대값과 최소값에 있어서도 비슷한 수치를 보여주어 얇은 코팅을 한 시편의 경우 온도 정보가 경화층의 깊이 예측에 별도로 도움이 되지 않는다는 것을 알 수 있다. 앞에서 언급한 바와 같이 이번에는 코팅두께가 다른 시편들이 섞여 있을 때를 가정함 (B-I), (B-II)의 경우를 살펴보면 온도 정보를 사용하지 않은 경우 오차 평균이 4.15에서 온도 정보를 이용한 경우에는 1.69로 오차가 줄어들고 특히 표준 편차에서는 21.1에서 8.25로 약 3배 가량 편차가 줄어들어 오차 분포가 크게 향상됨을 알 수 있

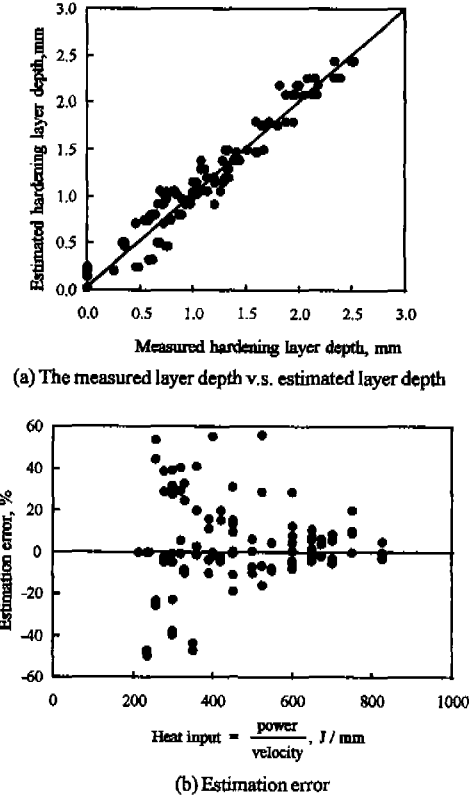


Fig. 9 Estimation results of the neural network estimator : Case B-I

다. 오차의 최대값과 최소값에 있어서도 각각 55.82에서 26.48로, 그리고 -49.4에서 -18.4로 크게 줄어들었다. 실제 이렇게 향상된 경화층 예측 성능을 Fig. 9,10에서 살펴보면 오차의 분포를 나타내는 Fig. 9(b)에서는 열입력이 200~600사이에서 오차가 심한 분포를 보여주지만 온도 정보를 포함하는 Fig. 10(b)에서는 이 열입력 범위에서 분포가 크게 향상되고 있음을 확인할 수 있다. 위의 이러한 결과로부터 다음과 같은 추론이 가능하다.

코팅 두께가 일정한 환경, 즉 코팅 두께의 외란이 없는 경우에는 빔 출력과 이송속도만을 고려하여 경화층을 예측하는 것에 비해 빔 출력과 이송속도에 온도정보까지 고려하더라도 예측의 정확성을 크게 향상시키지는 못한다. 달리 말하면, 코팅 두께를 일정하게 유지시킬 수 있는 작업환경에서는 온도 센서를 사용한 것이나 사용하지 않은 것이나 경화층 깊이를 예측하는 데에는 별반 차이가 없음을 나타낸다. 이러한 결과는 경화층 깊

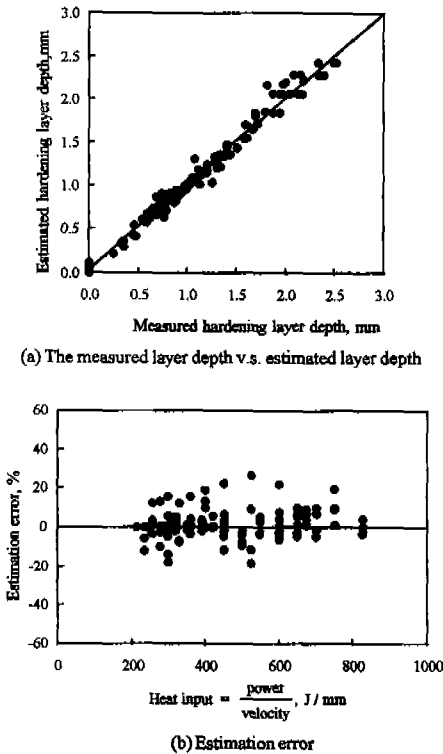


Fig.10 Estimation results of the neural network estimator : Case B-II

이에 대한 빔 출력과 이송속도 그리고 온도의 상관관계가 기대했던 만큼 정확하지 못하여 경화층의 예측에 온도 정보가 별로 도움이 되지 않음을 나타낸다.

그러나 실제 산업 현장의 작업조건은 실험실 환경과는 달라서 여러가지 이유로 인하여 시편의 코팅두께를 미크론 단위의 정확성을 유지하면서 일정하게 유지하는 것은 어려운 일이며, 이와 같이 코팅두께가 달라지는 시편을 사용해야 하는 환경에서는 온도 정보가 유용하여, 온도 정보를 이용하여 경화층 깊이를 예측하면 예측오차를 크게 줄일 수 있다. 이러한 결과는 코팅 두께가 일정한 경우와 달리 코팅 두께의 변화가 예측되는 온도 신호에 큰 영향을 주는 것을 의미하며 이러한 온도 정보를 사용하면 경화층 깊이 예측의 정확성을 크게 향상시킬 수 있음을 나타낸다.

전반적으로 2가지 예측 방법의 결과를 살펴보면 온도 정보를 사용하지 않으면 오차 평균 $\pm 5\%$ 이내 표준 편차는 21% 이하 오차의 최대치는 $\pm 55\%$ 이내에서 경화층 깊이 예측이 가능하고, 온도정보까지 사용하여 예측한

경우는 오차 평균 $\pm 3\%$ 이내 표준 편차 8.3% 이하 오차의 최대치는 $\pm 32\%$ 이내에서 예측이 가능하며 특히 코팅 두께의 변화가 있는 경우는 온도 센서의 신호가 경화층 깊이 예측에 매우 유용하다.

5. 결 론

본 연구에서는 레이저 빔의 출력과 이송속도의 기본적인 공정 변수 이외에 레이저빔의 흡수제로서 매우 중요한 역할을 하는 코팅제의 영향을 알아보기 위하여 코팅 두께를 두꺼운 것($5.8\mu\text{m}$)과 얇은 것($11.3\mu\text{m}$) 두가지의 시편에 대해 여러가지 다양한 조건에서 실험을 하고 온도 계측을 하였다. 실험 후 얻어진 경화층 크기와 공정 변수, 온도의 관계를 구현하기 위하여 신경회로망을 사용하여 여러가지 예측 조건에서 경화층의 크기를 예측하여 보았다. 이의 연구로부터 다음과 같은 결론을 얻을 수 있다:

1) 온도 계측을 하지 않고 기본적인 공정 변수인 빔 출력과 이송속도를 가지고 경화층을 예측한 결과, 코팅 두께는 레이저 경화 처리 공정에 많은 영향을 미쳐서 코팅두께에 변화가 있는 경우 예측 성능이 크게 나빠지는 것을 알 수 있다.

2) 이렇게 코팅 두께가 변화하더라도 경화층 예측에 온도정보를 이용하면 예측 성능이 크게 향상되어 예측 오차가 코팅 두께가 일정한 경우와 비슷한 정도로 줄어들음을 알 수 있다.

3) 실제 산업 현장에서 처럼 코팅 두께가 변화하는 환경에서는 코팅두께 변화에 의한 영향을 계속되는 표면 온도로부터 알아낼 수 있어 온도는 경화층 깊이 예측에 매우 중요한 정보가 된다. 이러한 환경에서 온도 정보를 사용하면 평균오차 1.7% , 오차의 표준 편차 8.3% 그리고 최대 오차 $\pm 26\%$ 의 정확도로 경화층 깊이를 예측이 가능하다.

4) 본 연구에서 사용된 신경회로망은 공정 변수와 측정된 표면 온도로부터 코팅두께의 외란이 있는 실제 공정중에서도 실시간으로 경화층 크기를 예측할 수 있으므로 공정의 품질 검사나 공정 제어를 위한 경화층 크기의 예측기로서 사용될 수 있다.

참고문헌

1. 김도훈, "레이저 가공학", 경문사, pp.325-255.

- 1990.
2. J. Mazumder, "Laser heat treatment : the state of art", *Journal of Metals*, pp.18-26., May, 1983.
 3. 우현구, 박영준, 조형석, 한유희, "레이저 표면경화 공정에서 경화 깊이의 실시간 측정", *정밀 공학 회지*, Vol.10, pp.66-75, June 1993.
 4. G. Bach, K. Goebbels and W.A. Theiner, "Characterization of hardening depth by Barkhausen noise measurement", *Material Evaluation*, Vol.46, pp.1676-1680, Nov.1988.
 5. S.W.Schwartz, and W.Lord, "Effects of temperature on eddy-current probe response", *Materials Evaluation*, Vol.41, pp.1395-1398, Nov.1983.
 6. V. Rubruck, E. Geissler, and H.W.Bergman, "Case depth control for laser treated materials", *Proc. 3rd ECLAT Conf.*, Vol.1, pp.207-216, 1990.
 7. S.Z.Lee, E.Geissler, and H.W.Bergmann, "On-line computer controlled laser hardening", *Proc.5th Int. Conf. Lasers in Manufacturing*, pp.301-312, Sept. 1988.
 8. 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*, pp.283-270, 1990.
 9. 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, pp.43-47, 1992.
 10. G. Chryssoulouris and M. Guillot, "A comparison of statistical and AI approaches to the selection of process parameters in intelligent machining", *Trans. ASME. J. Engng Ind.*, Vol.112, pp.122-131, 1990.
 11. C. Courtney and W.M.Steen, *Proc.Int. Conf. on Advances in Surface Coating Technology*, British Welding Institute, England, pp.219-232, 1978.
 12. D.N.Trafford, T.Bell, J.H. Megaw and A.S. Branden, *Heat Treatment '79*, The Metal Society, London, pp.33-38, 1979.
 13. 우현구, 조형석, 한유희, "레이저 표면 경화 공정에서 신경회로망을 이용한 경화층 예측에 관한 연구", *정밀 공학회 춘계 학술 대회*, 1994.
 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*, Vol.34, pp.319-330, 1988.
 15. D.E.Rumelhart, G.E.Hinton and R.J. Williams, "Learning internal representations by error propagation", *Parallel distributed processing : explorations in the microstructures of cognition*, MIT Press, Vol.1, pp.318-362, 1986.
 16. Y.H.Pao, "Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks", Addison Welsley, 1989.