

신경회로망을 이용한 선상가열공정의 가열선 위치선정에 관한 연구

손 광 재* · 양 영 수** · 배 강 열***

*한국원자력연구소 동위원소이용연구부

**전남대학교 기계공학과

***진주산업대학교 산업자동화공학과

Prediction of Heating-line Positions for Line Heating Process by Using a Neural Network

Kwang-Jae Son*, Young-Soo Yang** and Kang-Yul Bae***

*Isotope Application Division, Korea Atomic Energy Research Institute, Daejeon, 305-600, Korea

**Dept. of Mechanical Engineering, Chonnam National University, Gwangju 500-757, Korea

***Department of Industrial Automation Engineering, Chinju National University, Chinju 660-758, Korea

Abstract

Line heating is an effective and economical process for forming flat metal plates into three-dimensional shapes for plating of ships. Because the nature of the line heating process is a transient thermal process, followed by a thermo elastic plastic stress field, predicting deformed shapes of plate is very difficult and complex problem. In this paper, neural network model for solving the inverse problem of metal forming is proposed. The backpropagation neural network systems for determining line-heating positions from object shape of plate are reported in this paper. Two cases of the network are constructed-the first case has 18 lines which have different positions and directions and the second case has 10 parallel heating lines. The input data are vertical displacements of plate and the output data are selected heating lines. The train sets of neural network are obtained by using an analytical solution that predicts plate deformations in line heating process. This method shows the feasibility that the neural network can be used to determine the heating-line positions in line heating process.

* Corresponding author : ex-kjson@kaeri.re.kr

(Received January 17, 2003)

Key Words : Backpropagation, Neural network, Line heating, Eigenstrain

기 호 설 명

x_1, x_2, x_3 Plate-fixed rectangular coordinate system

ξ, x_2, x_3 Moving rectangular coordinate system

T Temperature

T_0 Initial temperature

T_c Critical temperature

Q Heat flux

k Thermal conductivity

λ Thermal diffusivity

v Travel speed of heat source

$$R = (\xi^2 + x_2^2 + x_3^2)^{1/2}$$

$$R_n = [(\xi^2 + x_2^2 + (2nh - x_3))]^{1/2}$$

$$R'_n = [(\xi^2 + x_2^2 + (2nh + x_3))]^{1/2}$$

ϵ^o Residual plastic strain

ϵ_r Radial strain of the disk

ϵ_r^o Radial eigenstrain of the disk

ϵ_θ Tangential strain of the disk

ϵ_{pm} Plastic strain of the disk

σ_r Radial stress of the disk

σ_θ	Tangential stress of the disk
σ_{yt}	Yield stress of the plastic region
E_1	Young's modulus of the disk
E_2	Young's modulus of the plate
a	Radius of the plastic region
α	Thermal expansion coefficient
ν	Poisson's ratio
ν_1	Poisson's ratio of the disk
ν_2	Poisson's ratio of the plate Equivale
K	Spring constant
u_3	Out of plane displacement of the plate
δ_{kl}	Kronecker delta
b	Minor axis of ellipsoid

1. 서 론

선상가열공정은 선박의 외판 구조물 등 곡면을 가지는 판 가공법의 일종으로 가열에 의한 잔류 열소성변형을 이용하는 방법이다. 재료에 국부적인 가열을 이용하는 선상가열공정은 가공의 특성상 매우 복잡한 열탄소성 과정을 동반하고 재료의 열적, 기계적 물성치들 또한 온도 의존적인 특성을 가진다. 따라서, 이러한 선상가열 과정을 수치해석 하는 것은 많은 시간적, 경제적 비용을 필요로 한다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 열탄소성해석을 직접 수행하지 않고 실험 자료로부터 가열원의 입열량과 판의 굽힘변형량과의 관계식을 만드는 방법이 연구되었다¹⁾. 간이모델을 이용하는 방법으로 초기의 보모델로부터 2차원 스트립모델, 3차원 판이론, 수정된 스트립모델 등이 제안되어져 오고 있다²⁻⁴⁾. 또한 선상가열에 의한 가열부의 수축에 의하여 변형이 발생한다고 가정하여 그에 해당하는 등가하중을 계산해 탄성 유한요소해석 만으로 변형을 계산하는 방법을 제안하였다⁵⁻⁷⁾. 그리고 가열부에 남게 되는 소성변형율을 고유변형율로 정의하여 고전 탄성이론을 바탕으로 변형량을 예측하는 식을 보고하기도 하였다⁸⁻¹⁰⁾. 이러한 연구들은 용접열원이나 선상가열원 등이 평판을 이동하며 가열할 경우에 변형을, 유한요소법과 같은 수치적인 방법에 비하여는 매우 빠르고 비교적 정확하게 예측할 수 는 있지만 변형의 크기를 이용하여 원하는 곡면을 얻고자 할 경우에는 적용성의 한계를 가진다. 또한, 목적하는 곡면의 형상이 임의로 주어질 경우 가열선의 위치를 해석적 방법으로 선정하기에는 너무나 많은 시행착오가 필요하게 된다. 실제 선상가열공정은 가공형상과 가공조건에 대한 수많은 데이터가 제한된 숙련자의 노하우

로 확보되고, 숙련자는 이를 추론적 방법을 이용하여 새로운 임의의 형상에 대한 적합한 가공조건을 선정하고 있다. 본 연구에서는 이와 같은 현실성 있는 가공조건 선정 기구를 일반화하여 모사할 수 있는 방법으로 신경회로망 모델의 도입을 제안하고 이를 구현하고자 하였다. 신경회로망 모델은 인간 두뇌와 신경 세포 조직의 생물학적 작용에 대한 여러 가지 연구 사실들을 근거로 제안된 하나의 병렬 분산처리 체계(parallel distributed system)로, 학습을 통한 새로운 환경에의 적응성 및 유연성이 우수하고, 명확하지 않으며 확률적이고 일관되지 않은 정보에 대해 대처할 수 있는 능력을 가지고 있다고 보고되어 있다¹¹⁾. 따라서 선상가열 공정과 같이 예측하기 어려운 많은 가공변수가 존재하는 경우에 대하여 특히 이를 효과적으로 적용할 수 있을 것으로 판단하였다. 이를 위해 본 연구에서는 선상가열의 간이해석법의 하나인 고유변형율의 개념을 이용한 대상평판의 변형해석법¹⁰⁾을 이용하여 임의의 길이를 가지는 가열선의 조합에 의해 발생하는 판의 변형양상을 구하여 학습데이터로 설정하고, 판의 변형에 관련된 정보를 입력으로 하고 가열선의 위치에 대한 정보를 출력으로 하는 신경회로망을 구성하였다. 이로써 원하는 곡면의 형상을 얻기 위하여 가열선의 위치를 정확하고 효율적으로 선정할 수 있는 방안을 제시하고자 하였다.

2. 선상가열에 의한 판의 변형

본 연구에서는 소성변형의 발생영역을 열가공 시 한계온도 이상까지 이르는 영역으로 가정하였다. 일반적인 철강재료의 기계적 물성치들은 온도가 상승함에 따라 변화하는 온도 의존적인 값들이다. 재료가 탄성영역에서 외력에 저항하는 능력인 탄성계수는 온도의 상승에 따라 감소하는 경향을 보이고, 탄성한계를 나타내는 항복강도 또한 비슷한 변화를 보이는데, 급격히 감소하는 온도영역이 존재한다. 따라서, 재료의 열적 기계적 물성치들 중 재료의 소성변형에 주된 영향을 미치는 탄성계수와 항복강도가 급격히 하락하는 온도를 한계온도로 정의하였다. 유한 두께, 무한 판에서 등속도로 운동하는 이동 점 열원에 대한 온도분포는 Rosenthal의 해에 의해 다음과 같이 표현된다¹²⁾.

$$T - T_0 = \frac{Q}{2\pi k} e^{-\frac{v}{2\lambda} R} \left[\frac{e^{-\frac{v}{2\lambda} R}}{R} + \sum_{n=1}^{\infty} \left(\frac{e^{-\frac{v}{2\lambda} R_n}}{R_n} + \frac{e^{-\frac{v}{2\lambda} R'_n}}{R'_n} \right) \right] \quad (1)$$

열가공 공정에 의한 변형은 과도 열탄소성 공정이기 때문에 간략화를 위해서는 몇 가지 가정이 필요하다. Jang⁵⁾ 등은 소성변형의 크기를 구하기 위하여 원판모델을 제안하였고 이에 따른 가정은 다음과 같다(Fig. 1).

- ① 판은 무한 판이고 열탄소성 과정은 가열 열원 주위의 원판에서만 일어난다.
- ② 원판 내의 열탄소성 과정은 축대칭으로 발생하고, 원판을 제외한 영역은 원판의 변형에 저항하는 스프링 역할을 한다.
- ③ 원판의 가열과정은 소성 부하 상태이고, 냉각과정은 소성 재하 상태이다.

두 번째 가정을 따르는 원판영역은 열원주변의 빠른 가열과 냉각과정을 겪는 판의 영역이고 이 영역은 스프링으로 둘러 싸여있다. 가열과정 중의 원판영역의 응력-변형을 관계는 다음과 같다.

$$\epsilon_r = \frac{du_r}{dr} = \frac{1}{E_1}(\sigma_r - \nu_1 \sigma_\theta) + \epsilon^* \quad (2)$$

$$\epsilon_\theta = \frac{u_r}{r} = \frac{1}{E_1}(\sigma_\theta - \nu_1 \sigma_r) + \epsilon^* \quad (3)$$

원판영역의 반경방향 변위는 다음과 같다.

$$u_r = \left[\frac{1}{E_1} (1 - \nu_1) \sigma_r + \epsilon^* \right] r \quad (4)$$

스프링 상수는 다음과 같이 정의된다.

$$K = \frac{E_2}{a(1 + \nu_2)} \quad (5)$$

원판영역의 가장자리에서의 응력과 구멍이 있는 무한 판의 구멍 경계부분의 응력은 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$\sigma = \frac{-\epsilon^* a K}{1 + [(1 - \nu_1) / E_1] K a} \quad (6)$$

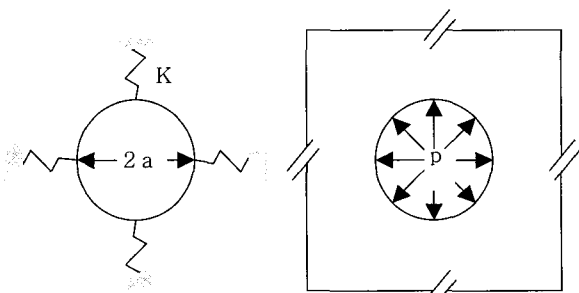


Fig. 1 Circular disk model

가열과정에 의한 원판영역의 소성변형율은 다음식으로부터 얻어진다.

$$\epsilon_{pm} = \alpha T_c \quad (7)$$

즉, 온도 상승과정 중에 발생한 최대소성변형율과 탄성변형율의 차가 원판영역에 잔류하는 소성변형율이 되고 다음과 같이 정의된다.

$$\epsilon^* = \alpha T_c - \sigma_{yt} \left(\frac{1}{aK} + \frac{1 - \nu_1}{E_1} \right) \quad (8)$$

Beom⁹⁾은 등방성인 선형탄성 재료의 얇은 층들로 이루어지고 두께 h 인 무한평판에 Fig. 2와 같이 고유변형율 $\epsilon^*_ij(x_3)$ 이 있는 입방형 개재물이 포함되어 있을 때, 개재물과 주변판이 균질한 경우의 면의 변위를 다음과 같이 계산하였다¹³⁾.

$$u_3 = -\frac{1}{4\pi} [(1 + \nu) H \delta_{kl} + (1 - \nu) H_{kl}] \kappa^*_{kl} \quad (9)$$

여기서, H 와 H_{kl} 은 부록과 같다. 식(9)에서 입방형 개재물이 열변형율과 같이 팽창(dilatational) 고유변형율을 가질 경우를 고려하면 고유곡률 κ^*_{ij} 는 $\kappa^*_{ij} \delta_{ij}$ 가 되고 $H_{ik,k} = H_{,i}$ 인 관계가 성립한다. 따라서 이 경우 판의 면의 변위는 다음과 같다⁸⁾.

$$u_3 = -\frac{1 + \nu}{2} \kappa^* a_1^2 \tilde{w} \quad (10)$$

여기서, \tilde{w} 는 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{w} = \frac{1}{\pi a_1^2} [H(x_1, x_2) - H(0, 0)] \quad (11)$$

식(9)~(11)의 변위에 영향을 주는 곡률은 개재물이 갖고 있는 고유변형율이 판 두께 방향의 함수이기 때문

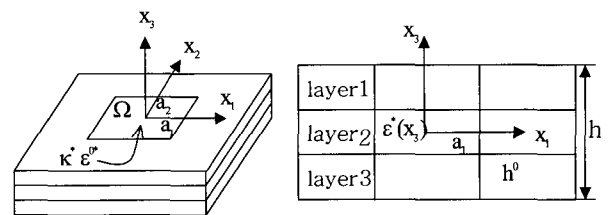


Fig. 2 Infinite plate containing a cuboidal inclusion with an eigenstrain

에 발생하는 값이다. 본 연구에서는 열가공공정 시 발생하는 수축 변형율이 판 두께 방향으로 변하지는 않지만 한계온도 영역까지 존재 한다고 가정하여 그로 인해 발생하는 고유곡률 값을 이용하였다. 즉 Fig. 3과 같이 균일한 고유변형율 ($\epsilon_{ij}^* = \epsilon^* \delta_{ij}$)을 갖는 개재물이 판의 중립면에서 한쪽으로 치우쳐져 있을 때 발생하는 고유곡률은 다음과 같다.

$$\kappa^* = \frac{C_{11} + C_{12}}{D_{11} + D_{12}} \int_{h^{(2)}-h^0}^{h^{(1)}+h^{(2)}-h^0} \epsilon^* x_3 dx_3 \quad (12)$$

여기서, 신장강성을 나타내는 C_{11} 과 C_{12} 는 다음과 같고:

$$C_{11} = \frac{E}{(1-\nu^2)} \quad C_{12} = \frac{\nu E}{(1-\nu^2)}$$

굽힘강성 D_{11} , D_{12} 는 다음과 같다.

$$D_{ij} = \int_{-h^0}^{h^0} C_{ij} x_3^2 dx_3, \quad (ij, = 11, 12)$$

식(1)과 식(8)으로부터 결정된 가열부의 소성영역과 크기를 식(10)에 대입하여 판의 면외 변형을 계산하기 위해 열가공공정 시 수축하는 소성영역을 Fig. 4와 같

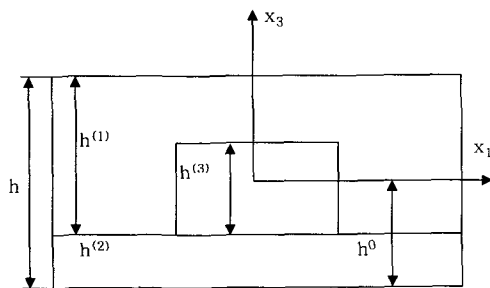


Fig. 3 Eigenstrain in one lamina

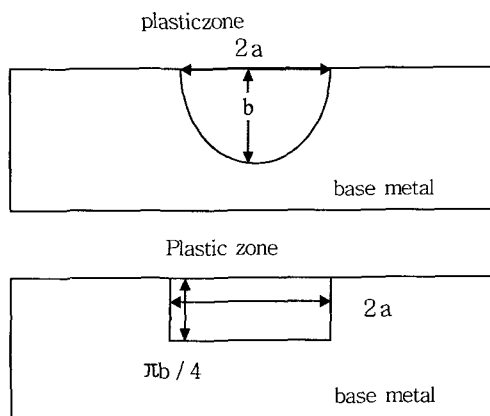


Fig. 4 Approximation of plastic region

이 근사하였다. 식(1)으로부터 얻어진 타원형영역을 면적이 같은 사각형 영역으로 가정하였다. 따라서 고유곡률은 다음과 같다.

$$\kappa^* = \frac{3\pi b}{8h^0} \left[\alpha T_c - \sigma_y \left(\frac{1}{Ka} + \frac{1-\nu}{E} \right) \right] \left(h^0 - \frac{\pi b}{8} \right) \quad (13)$$

식(13)에서 구한 고유곡률을 식(10)에 대입하면 식(14)와 같이 열가공공정에 의한 판의 면외 변형을 구할 수 있다.

$$u_3 = -\frac{3(1+\nu)b}{16h^0} \left(h^0 - \frac{\pi b}{8} \right) \left[\alpha T_c - \sigma_y \left(\frac{1}{Ka} + \frac{1-\nu}{E} \right) \right] [H(x_1, x_2) - H(0, 0)] \quad (14)$$

위 식을 통하여, 재료의 대상평판 재료의 특성인 포아송비, 탄성계수, 항복강도 등과 같은 기계적인 물성치 그리고 열확산계수, 열팽창계수, 밀도, 비열 등과 같은 열적 물성치 등에 대한 정보와 선상가열원의 가열길이에 관련된 정보를 알면 평판의 임의 위치에서 판의 최종 면외변형을 예측 할 수 있다.

3. 신경회로망 모델

신경회로망은 학습에 대한 적응성 및 병렬분산처리 체계가 혼합된 추론기구라고 할 수 있어, 선상가열공정과 같이 특히 비선형성이 큰 문제에 대하여, 원하는 형상을 얻기 위한 적합한 가공조건을 효과적으로 선정할 수 있는 도구로써 활용될 수 있다. 신경회로망의 구조는 기본적으로 동물의 신경조직과 유사하며 생체 뉴런의 생리학적 특성에 기초한 단위세포라고 불리는 단위소자를 그물망 모양으로 연결한 형태로 구성된다. 기본적으로 단위세포는 다시 외부신호를 받아들이는 입력소자와 각 입력이 적절한 출력을 갖도록 변형하는 응답함수 그리고 단위세포의 최종 응답을 출력하는 출력소자로 구성된다. 각 단위세포 간의 연결은 생체 뉴런의 신경섬유에 해당하며 한 방향으로만 신호를 전달하며 임의의 연결 가중치(weight)를 갖는다. 각각의 단위소자는 가중치가 있는 각각의 입력으로부터 총합을 얻고 이를 다시 응답함수에 의해 변형하여 출력한다¹¹⁾. 본 연구에서는 응답함수로써 식(15)과 같이 비선형 시그모이드 함수를 사용하였다.

$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (15)$$

신경회로망의 학습은 두뇌와 마찬가지로 단위 세포간의 연결가중치를 일정한 규칙에 따라 조절하는 것으로 이루어진다. 이때 적용되는 일정한 규칙을 학습규칙이라 하고 본 연구에서는 오류역전파 알고리즘을 사용하여 학습을 실시하였다¹¹⁾. 오류역전파 학습 알고리즘에서는, 입력층의 각 소자에 입력패턴을 주어지면, 이 신호는 각 소자에서 변환되어 은닉층에 전달되고 최후의 출력층에서 신호를 출력하게 된다. 이 출력값과 기대값을 비교하여 차이를 줄여 나가는 방향으로 연결가중치를 조절하고, 상위층에서 역전파하여 하위층에서는 이를 근거로 다시 자기층의 연결강도를 조절해 나간다. 이때 출력층에서의 오차신호를 바탕으로 은닉층과 출력층의 연결 가중치 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta w_{kj} = \eta (d_k - o_k) f'(net_k) y_j \quad (16)$$

입력층과 은닉층의 연결 가중치 변화량은 다음과 같다.

$$\Delta v_{ji} = -\eta f'(net_j) x_i \sum_{k=1}^K \delta_{ok} w_{kj} \quad (17)$$

모든 학습패턴의 총오차가 제한치 이내로 줄어들 때까지 계산을 반복하여 계속적으로 각 층들간의 연결가중치를 수정해 나간다.

선상가열 공정에서, 판의 변형은 가열선의 개수와 그것들의 위치에 의해서 결정된다. 계산에 사용된 입력량은 Table 2와 같고 모든 가열선에 대해 일정한 값을 선택하였다. 목적하는 곡면의 형상과 가열선의 위치와의 관계를 도출해 낼 수 있는 두 가지 경우의 신경회로망을 구성하였다. 첫 번째 모델(model-1)은, Fig. 5에

Table 1 Thermal and mechanical properties of plate

Properties	Value
Thermal expansion	11.6×10^{-6} mm/mm°C
Yield strength	30.0 kgf/mm ²
Critical temperature	800°C
Room temperature	20°C
Poisson's ratio	0.3
Density	7.8×10^{-6} kg/mm ³
Specific heat	486.0 J/kg/°C
Thermal conductivity	51.9×10^{-3} J/s mm°C

Table 2 Heating conditions

Conditions	Value
Travel speed	4, mm/sec
Heat input	1125, J/sec
Plate thickness	10, mm

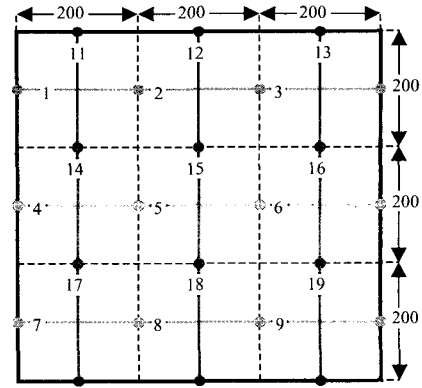


Fig. 5 Heating line positions of model-1

보인 바와 같이, 18개의 가열선 중에 서로 다른 세 개의 가열선을 선택하는 경우이다. 이 모델의 경우, 인공 신경망은 판의 변형에 대한 정보를 나타내는 판의 수직 변위 49개를 입력변수로 하였고(Fig. 6) 선택된 세 개의 가열선의 위치를 출력변수로 하였다. 여기서, 은닉층의 뉴런 수는 6개로 하였고 한 개의 은닉층을 사용하였다. 은닉층 뉴런 개수의 선택은 여러 가지 경우에 대한 학습을 시켜본 후 그 중 가장 수렴성이 좋은 것으로 선택하였다. 첫 번째 모델에 대한 인공신경망의 구조는 Fig. 7에 보인 바와 같고 이때 학습율은 0.25, 모멘텀

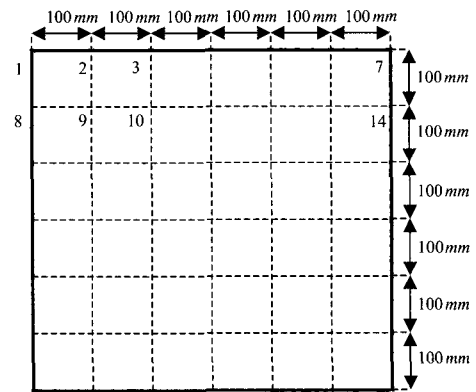


Fig. 6 Measuring points of vertical displacement that were used input data

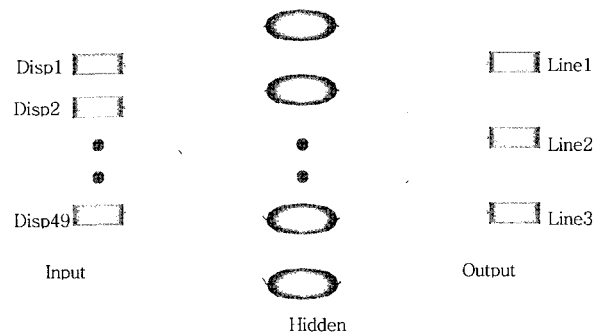


Fig. 7 The architecture of neural network for model 1

계수는 0.65, 학습 패턴의 수는 809, 학습시 반복계산은 500번을 수행하였고 오차는 0.0002로 하였다. 본 연구에서 18개의 가열선 중에 서로 다른 3개만을 선택하였다. 그 이유는 18개 가열선 모두를 출력변수로 선택하게 되면 그 가열선의 가능한 조합의 수가 262143개로 너무나 방대해져서 신경망 학습데이터의 추출에 어려움이 있기 때문이다. 모델1에서는 가열선의 위치가 Fig. 5에 나타낸 바와 같이 600600mm인 평판을 200200mm 크기를 가지는 9개의 구역으로 분할하여 각 구역의 중심을 수직방향과 수평방향으로 통과하는 200mm 크기의 가열선이 존재한다고 가정하였다. 한 구역의 가열선이 2개 이므로 전체평판의 가열선은 18개가 되고 이 18개의 가열선 중 3개의 중복되지 않은 가열선을 선택하여 학습데이터를 만들었고 출력변수로 사용하였다.

두 번째 모델(model-2)은 Fig. 8에 보인 바와 같이 가열선이 평행하게 위치 할 경우, 가열선의 개수를 결정하고 결정된 가열선의 위치를 추정 할 수 있는 모델로 구성하였다. 이 경우를 본 연구에서 고려한 이유는 선상가열 공정이 주로 수평한 여러 가열선을 통해서 이루어지고 있기 때문이다. 이 모델에서는, Fig. 8에 나타낸 바와 같이 600600mm인 평판을 600200mm의 크기를 가지는 세 구역으로 분할하고 가운데에 존재하는 구역에 200mm 크기의 평행한 가열선 10개가 등간격으로 위치한다고 가정하였다. 그리고 model-1에서는 가열선의 개수를 3개로 고정해 놓고 가열선의 위치만을 출력변수로 고려한 반면 model-2에서는 가열선의 개수와 위치 모두를 고려하여 출력변수를 구성하였다. 신경망의 출력변수를 10개로 하고 가열선이 존재하는 개수만큼의 출력변수만 위치에 대한 값을 갖고 그렇지 않은 경우에는 0을 갖도록 하였다. 이 경우에서도 입력층은 판의 변형양상에 대한 정보를 나타내는 49개의

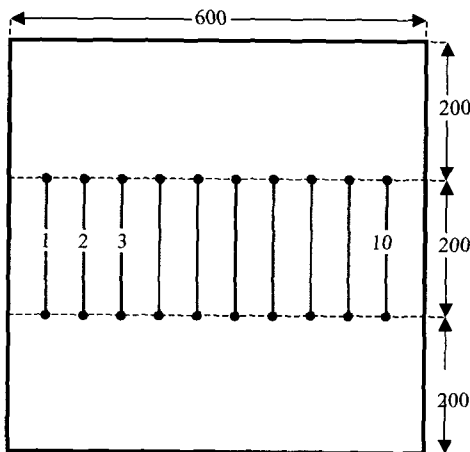


Fig. 8 Heating line positions of model 2(unit:mm)

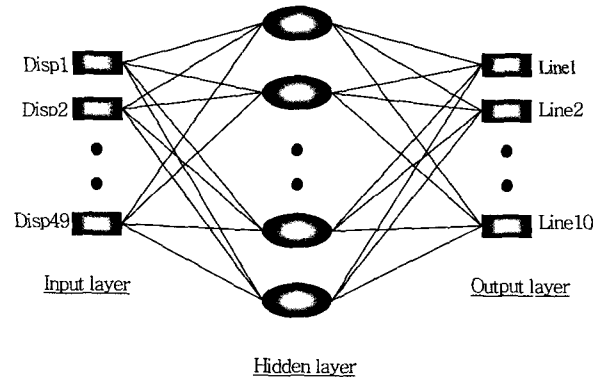


Fig. 9 The architecture of neural network for model 2

뉴런으로 구성하였고 10개의 가열선 위치를 나타내는 출력변수로 구성하였다.(Fig. 9) 이 경우, 만약 선택된 가열선의 수가 10보다 적을 경우 선택되지 않은 모든 가열선에 대한 정보를 0으로 하였다. model-1과 마찬가지로 이 경우에서도 은닉층의 뉴런의 개수는 6개가 가장 적합한 것으로 나타났다. 두 번째 모델에 대한 인공신경망의 구조는 Fig. 9에 보인 바와 같이 6개의 뉴런으로 구성된 한 개의 은닉층을 가지고 이때 학습율은 0.25, 모멘텀 계수는 0.65, 학습 패턴의 수는 1013, 학습시 반복계산은 200번을 수행하였고 오차는 0.0005로 하였다.

4. 결과 및 고찰

본 연구 방법(고유변형율법)은 간이변형 해석법이기에 때문에 적용에 제한점을 가지고 있다. 먼저 사용된 열전달 방정식이 준정상상태를 가정한 것이기 때문에 모재의 열이력을 정확하게 예측하지 못하는 한계점을 가진다. 또한 소성변형율(고유변형율)의 예측에도 단순한 모델을 도입하여 해석 하였기 때문에 매우 복잡한 열탄소성 거동을 예측하는 데에도 정확도에 오차가 있다. 그러나 다른 방법들-수치해석 또는 실험 등-의 방법에 비해서는 경제적, 시간적 비용을 획기적으로 절감하면서도 비교적 정확한 예측을 할 수 있는 장점이 있다. 먼저 model-1에 관한 테스트 데이터의 이론해에 의한 해석값과 인공신경망을 이용해 추정한 값과의 비교를 Fig. 10에 나타내었다. 여기서 수직축과 수평축은 Fig. 5에 보인바와 같이 line number를 나타내고있다. 신경망을 통해 예측한 값들을 점을 통해 나타내었고 신경망을 테스트할 때 얻어져야 할 목표치와 신경망을 이용하여 계산한 값이 일치 할 경우 점들은 그래프의 대각선을 가로지르는 점선에 위치해야 한다. model-1의 경우 신경망을 통해서 예측한 값들이 비교적 적은 오차를 가짐을 알 수 있다.

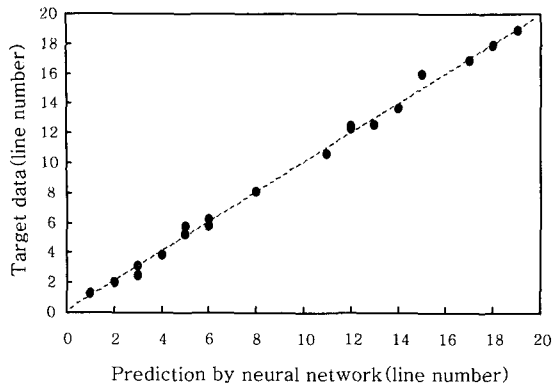


Fig. 10 Comparison of heating-line positions between analysis data and verification data (model 1)

Fig. 11은 model-2의 해석결과 신경망의 학습에 포함되지 않은 테스트 데이터와 신경망의 해석결과와의 오차를 나타낸 그래프이다. 이 모델의 경우에는 각각의 가열선들을 번호로 표기하지 않고 가열선이 위치하는 좌표값으로 수직축과 수평축을 구성하여 나타내었다. Model-1의 경우보다 조금은 큰 오차를 가짐을 알 수 있다. 이는 model-1과는 달리 가열선의 개수가 정해진 상태에서 가열선의 위치를 추정하는 것이 아니라 가열선의 개수와 위치를 모두 예측해 내기 때문에 구성된 신경회로망의 예측정도가 떨어지는 것으로 판단된다.

Fig. 12는 model-2에서 테스트 세트 중 다섯개의 가열선이 존재할때의 신경망의 예측결과를 나타내었다. 판의 중앙에서의 수직변위에 대한 그래프로 나타내었는데 먼저 가열선의 위치가 $x=-243.376$, $x=-24.235$, $x=98.198$, $x=185.449$, $x=244.598$ 를 가질 때 $y=0$ 인 선을 따른 판의 수직변위를 식(14)로 계산한 결과를 실선으로 나타내었다. 이 때 계산된 수직변위를 신경망의 입력으로 하고 가열선의 위치를 추정한 결과 가열선의 개수를 다섯개로 출력하였고 위치는 각각, $x=-245.455$, $x=-27.273$, $x=81.818$, $x=190.909$, $x=245.455$ 였다. 신경망을 통해 얻어진 가열선의 개수

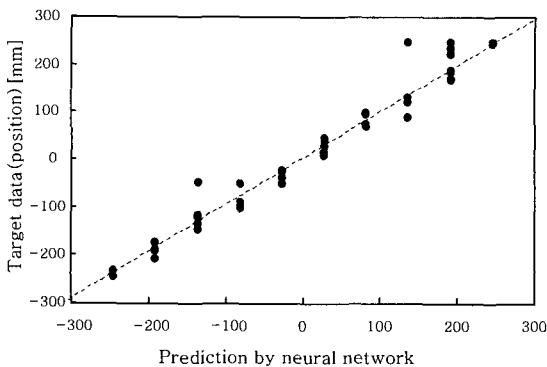


Fig. 11 Comparison of heating-line positions between analysis data and verification data (model 2)

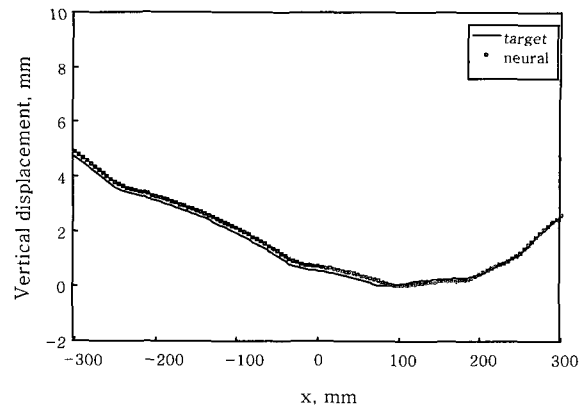


Fig. 12 Comparison between prediction of neural network and analytical solutions in mode 1-2; Target line positions ($x=$: -243.376, -24.235, 98.198, 185.449, 244.598), prediction line positions ($x=$: -245.455, -27.273, 81.818, 190.909, 245.455)

와 가열선의 위치를 이용하여 판의 변형을 식(14)로 계산한 결과를 점선으로 나타내었다. 즉, Fig. 12의 점선이 나타내는 변형양상을 구현하고자 할 경우 본 연구에서 제안한 신경망으로 추정한 가열선의 위치와 개수로 판을 가열했을 때 얻을 수 있는 판의 변형은 점선으로 표시하였다. 그림(Fi. 12)에서 보인 바와 같이, 본 연구에서 제안한 방법을 통해 목적하는 곡면에 비교적 근접하는 곡면을 얻을 수 있었다.

4. 결 론

본 연구에서는 선상가열의 간이해석법의 하나인 고유 변형율의 개념을 이용한 대상평판의 변형해석법을 이용하여 임의의 길이를 가지는 가열선의 조합에 의해 발생하는 판의 변형양상을 구하여 학습데이터로 설정하고, 판의 변형에 관련된 정보를 입력으로 하고 가열선의 위치에 대한 정보를 출력으로 하는 신경회로망을 구성하였다. 선상가열시 가열선의 위치를 선정하는 방법으로 이론해에 의한 학습데이터를 구하여 두 가지 예제에 대한 인공신경망을 구성하였고 신경망을 통한 가열선의 예측을 실시하였다. 본 연구에서 제안된 방법은 이론해에 의해 구해진 학습 데이터를 이용한 신경회로망이 선상가열공정의 가열선의 개수 및 위치 선정에 적용될 수 있을 것이다.

후 기

본 연구는 2002년도 BK21사업에 의하여 지원되었습니다.

참고 문헌

1. Nomoto, T., Takechi, S. and Shouki, K. : Development of simulator for plate by line heating considering in-plane shrinkage, *Journal of the Society of Naval Architectures of Japan*, **Vol.130** (1971), 577~586,
2. Moshaiov, A. and Vorus, W. S. : The mechanics of flame bending process: Theory and Applications, *Journal of Ship Research*, **31-4** (1987), 269~281,
3. Shin, J. G. and Moshaiov, A. : Modified strip model for analyzing the line heating method-Part 1: Elastic plates, *Journal of Ship Research*, **35-2** (1991), 172~182,
4. Moshaiov, A. and Shin, J. G. : Modified strip model for analyzing the line heating method-Part 2: Thermo-elastic-plastic plates, *Journal of Ship Research*, **35-3** (1991), 266~275,
5. Jang, C. D. : A Study on the Prediction of Deformations of Plates due to Line Heating using a Simplified Thermal Elasto-Plastic Analysis Method, *Journal of Ship Production*, **13-1** (1997), 22~27
6. Yu, G., Anderson, R. J., Maekawa, T. and Patrikalakis, N. M. : Efficient Simulation of Shell Forming by Line Heating, *International Journal of Mechanical Science*, **Vol.43** (2001), 2349~2370
7. Ueda, Y., Murakawa, H., Mohamed, R.A., Neki, I., Kamachika, R., Ishiyama, M. and Ogawa, J. : Development of Computer Aided Process Planning System for Plate Bending by Line Heating(1st Report), Relation Between Final Form of the Plate and Inherent Strain, *Journal of the Society of Naval Architects of Japan*, **Vol.170** (1991) (in Japanese)
8. Tsugio Fujimoto : A method for analysis of residual welding stresses and deformations based on the inherent strain, *Journal of Japanese Welding Society*, **39-4** (1970), pp236~252
9. Son, K. J., Yang, Y. S. and Beom, H. G. : Analysis of Angular Distortion in Weldments using Laminated Plate Theory, *Science and Technology of Welding and Joining*, **5-4** (2000), 245~249
10. Son, K. J., Yang, Y. S. and Chang, S. G. : Estimation of plate deformation in thermal processing using the eigen strain concept, *Journal of the Korean Welding Society*, **21-2** (2003), 60~65(in Korean)
11. Basheer, I. A. and Hajmeer, M. : Artificial neural networks: fundamentals, computing, design and application, *Journal of Microbiological Methods*, **No.43** (2000), 3~31
12. Masubuchi, K. : *Analysis of Welded Structures*, 1980, Pergoman Press
13. Beom, H. G. and Kim, I. B. : Analysis of a Multilayered Plate Containing a Cuboidal Inclusion with Eigenstrain, *Mechanics of Materials*, **Vol.31** (1999), 729-741

부 록

$$\begin{aligned}
H(x_1, x_2) = & \frac{1}{2}(x_1 + a_1)^2 \left[\tan^{-1} \frac{(x_2 + a_2)}{(x_1 + a_1)} - \tan^{-1} \frac{(x_2 + a_2)}{(x_1 + a_1)} \right] \\
& + \frac{1}{2}(x_1 - a_1)^2 \left[\tan^{-1} \frac{(x_2 - a_2)}{(x_1 - a_1)} - \tan^{-1} \frac{(x_2 + a_2)}{(x_1 - a_1)} \right] \\
& + \frac{1}{2}(x_2 + a_2)^2 \left[\tan^{-1} \frac{(x_1 + a_1)}{(x_2 + a_2)} - \tan^{-1} \frac{(x_1 - a_1)}{(x_2 + a_2)} \right] \\
& + \frac{1}{2}(x_2 - a_2)^2 \left[\tan^{-1} \frac{(x_1 - a_1)}{(x_2 - a_2)} - \tan^{-1} \frac{(x_1 + a_1)}{(x_2 - a_2)} \right] \\
& + (x_1 + a_1)(x_2 + a_2) \ln \left[(x_1 + a_1)^2 + (x_2 + a_2)^2 \right] \\
& - (x_1 - a_1)(x_2 + a_2) \ln \left[(x_1 - a_1)^2 + (x_2 + a_2)^2 \right] \\
& + (x_1 - a_1)(x_2 - a_2) \ln \left[(x_1 - a_1)^2 + (x_2 - a_2)^2 \right] \\
& - (x_1 + a_1)(x_2 - a_2) \ln \left[(x_1 + a_1)^2 + (x_2 - a_2)^2 \right]
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
H_{11}(x_1, x_2) = & \frac{1}{2}(x_1 + a_1)^2 \left[\tan^{-1} \frac{(x_2 + a_2)}{(x_1 + a_1)} - \tan^{-1} \frac{(x_2 + a_2)}{(x_1 + a_1)} \right] \\
& + \frac{1}{2}(x_1 - a_1)^2 \left[\tan^{-1} \frac{(x_2 - a_2)}{(x_1 - a_1)} - \tan^{-1} \frac{(x_2 + a_2)}{(x_1 - a_1)} \right] \\
& + \frac{1}{2}(x_2 + a_2)^2 \left[\tan^{-1} \frac{(x_1 + a_1)}{(x_2 + a_2)} - \tan^{-1} \frac{(x_1 - a_1)}{(x_2 + a_2)} \right] \\
& + \frac{1}{2}(x_2 - a_2)^2 \left[\tan^{-1} \frac{(x_1 - a_1)}{(x_2 - a_2)} - \tan^{-1} \frac{(x_1 - a_1)}{(x_2 - a_2)} \right] \\
& + 2a_1a_2
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
H_{12}(x_1, x_2) = & \frac{1}{4} \left\{ (x_1 + a_1)^2 + (x_2 + a_2)^2 \right\} \ln \left\{ (x_1 + a_1)^2 + (x_2 + a_2)^2 \right\} \\
& - \frac{1}{4} \left\{ (x_1 - a_1)^2 + (x_2 + a_2)^2 \right\} \ln \left\{ (x_1 - a_1)^2 + (x_2 + a_2)^2 \right\} \\
& + \frac{1}{4} \left\{ (x_1 - a_1)^2 + (x_2 - a_2)^2 \right\} \ln \left\{ (x_1 - a_1)^2 + (x_2 - a_2)^2 \right\} \\
& - \frac{1}{4} \left\{ (x_1 + a_1)^2 + (x_2 - a_2)^2 \right\} \ln \left\{ (x_1 + a_1)^2 + (x_2 - a_2)^2 \right\}
\end{aligned}$$

$$H_{22}(x_1, x_2) = 4a_1a_2 - H_{11}(x_1, x_2)$$