

인공신경망을 적용한 선상가열시 강판의 곡률변형 추정

전병재* · 김현준** · 양박달치***

*마스텍중공업(주)

**(주)극동선박설계

***울산대학교 조선해양공학부

Application of Neural Network to the Estimation of Curvature Deformation of Steel Plates in Line Heating

BYUNG-JAE JEON*, HYUN-JUN KIM** AND PARK-DAL-CHI YANG***

*Mastek Heavy Industry Co. Ltd., Busan, Korea

**Far East Ship Design & Engineering Co. Ltd, Busan, Korea

***School of Naval Architecture and Ocean Engineering, Univ. of Ulsan, Ulsan, Korea

KEY WORDS: Line heating 선상가열, Curvature deformation 곡률변형, Gaussian curvature 가우스 곡률, Neural network 신경망

ABSTRACT: Different methods exist for the estimation of thermal deformation of plates in the line heating process. These are based on the assumption of residual strains in the heat-affected zone, known as the method of inherent strains, or simulated relations between heating conditions and residual deformations. The purpose of this paper is to develop a simulator of thermal deformation in the line heating, using the artificial neural network. Curvature deformations for the plate-forming are investigated, which can be used as a prime deformation parameter in the process. The curvature of plates are calculated using the approximation of plate surface by NURBS. Line heating experiments for 11 specimens of different thickness and heating conditions were performed. Two neural networks predicting the maximum temperature and curvature deformations at the heating line are studied. It was concluded that the thermal deformations predicted by the neural network can be used in a line heating simulator, which is considered an attractive and practical alternative to the existing methods.

1. 서 론

선체 외판의 곡 가공은 프레스와 롤러 등을 이용하는 기계적 냉간 가공법과 가스토키 등에 의한 선상가열, 전자기의 유도가열 등에 의한 열간 가공법이 이용되고 있다.

일반적으로 선저중양부 외판은 단순한 1차 곡판으로 냉간 가공법이 주로 적용되고 있고 선수미부에 분포한 2차 곡판과 3차 곡판의 경우에는 대부분 냉간 가공법과 열간 가공법을 혼합하여 적용하거나 열간 가공법만으로 목적형상의 가공을 완성하고 있다.

선체 외판의 곡가공에서 목적형상은 1차 곡판은 곡률로 주어지고, 2차 곡판은 기준 면에 대한 위치로 주어지는데 이에 대한 가공 조건, 즉 가열 위치와 가열조건의 결정은 대부분 현장 작업자의 경험에 의존하여 이루어져 왔다. 이에 선상가열의 역학적 현상을 규명하고 곡가공 공정을 자동화하기 위한 여러 가지 연구가 각 대학 및 조선소를 통해 이루어졌다. Ueda et al.(1991), 류철호 등(1997), 문성춘과 장창두(1998)은 곡면의 곡률분석을 통하여 가열선의 위치를 결정하는 방법을 제안하

였는데 이들의 연구는 공통적으로 곡면의 주곡률을 해석적으로 구하고 이로부터 가열선의 위치를 구하는데 활용하는 방법을 사용하고 있다. 그러나 주곡률선 간의 가공 우선순위 및 곡률의 크기와 선상가열 공정의 인자와의 상관관계를 규명하지 못하여 실질적으로 곡면정보가 활용되지 못하고 있다. 즉, 선상가열에 의한 강판의 변형을 단순한 인장, 수축, 각변형 뿐만 아니라 보다 세밀한 가열선 주위의 변형정보와 가열 공정에 영향을 주는 인자와의 관계를 규명하는 것이 필요함을 알 수 있다. 이에 변형추정과 관련된 과거의 연구를 보면 노인식 등(1995)과 임동용과 이주성(2003)은 각각 ANSYS, ABAQUS를 이용하여 유한요소해석을 수행하였고, 장창두 등(1997) 및 하운석과 장창두(2004)는 판의 고유변형도를 이용하는 간이 열탄소성 해석을 도입하였으며 이상현 등(2002)은 다변수해석을 통하여 가열정보와 변형량 간의 상관관계를 규명하기 위한 연구를 수행하였다. 또한 박성건(1996)은 가열조건과 변형량 사이의 관계를 인공신경망을 이용하여 구하였는데 곡가공 자동화를 위해서 곡면정보를 활용하기에는 미흡한 점이 있다.

이상의 고찰을 종합하면 선상가열시 열변형 추정 문제는 많은 가공조건이 관련되고 열탄소성 해석의 비선형성으로 유한요소해석 프로그램 등 수치해석적인 시뮬레이션 방법의 사용은 제한적으로 여겨진다. 따라서 가열조건에 따른 변형정보를 미리 데이터베이스로 구축하고 이를 활용한 변형예측 추론기구의 개발이 필요하다(조성원 등, 1997).

교신저자 양박달치 : 울산광역시 남구 무거동 산29

052-259-2159 pdcyang@mail.ulsan.ac.kr

본 연구에서는 인공신경망을 이용하여 열변형 추정의 기초가 되는 변형예측 시스템을 개발하였다. 곡가공을 위한 주요 변형정보는 가열선 주위의 곡률을 도입하였으며 NURBS를 이용하여 곡면을 표현하고 곡률을 계산을 수행하였다. 또한 변형정보가 결합된 선상가열 과정에서 일어나는 강판의 열변형 특성을 고찰하기 위하여 선상가열 실험 및 열변형 해석을 수행하였고 이를 통해 얻어진 자료를 바탕으로 열변형 추정 신경망의 학습 및 검증을 수행하였다.

2. 열변형 예측을 위한 추정기구

강판을 곡면의 목적형상으로 가공하기 위해서는 가열선을 결정하고 그에 따라 가열한 후 냉각과정을 거치는데 목적형상과 정도의 차이가 있을 경우 다시 가열하고 냉각하는 과정을 반복한다. 선상가열시 강판의 변형에 영향을 주는 열변형 제어 요소들은 다음과 같다.

- ① 강판의 두께
- ② 강판의 초기형상
- ③ 가열위치
- ④ 열원의 이동속도
- ⑤ 산소와 가스의 압력(가스토치일 경우)
- ⑥ 토치의 팁과 강판표면 사이의 거리
- ⑦ 토치 팁의 종류
- ⑧ 냉각방법
- ⑨ 강판의 지지방법

이외에도 미지의 요소들이 추가로 작용하여 열변형에 영향을 미치는 것으로 예상된다.

열변형 추정시스템으로 사용할 수 있는 추론기구(Inference engine)로서의 인공신경망을 고찰한다. 인공신경망은 사람의 의사 결정을 모사한 기구로서 이미 만들어져 있는 데이터들을 이용하여 새로운 정보가 입력되었을 때 그에 맞는 새로운 결과를 유추해내는 기구이다. 이론적으로 충분한 개수의 학습 자료만 있다면 인공신경망은 정확한 결과를 유추해 낼 수 있다. 또한 인공신경망은 전문가시스템 등에 비해 비교적 구현하기가 쉽고 새로운 것을 쉽게 학습할 수 있다는 장점을 가지고 있다.

열변형 추정 인공신경망을 이용하기 위해서는 먼저 선상가열 실험 자료, 열변형 해석 결과 등의 많은 자료들이 준비되어야 하고 그 자료로부터 신경망을 학습시켜야 하며 학습이 된 신경망에 입력변수가 주어지면 원하는 출력변수가 결정된다.

열변형 추정기구의 개념은 Fig. 1에 보인 것과 같이 열변형 제어요소와 가열선의 위치를 입력하면 변형곡률 등 열변형량이 출력되는 것이다. 이와 같은 열변형 추정기구는 곡가공 공정 자동화 시스템 구축의 다음 단계인 목적 곡면 형상에 대하여 가열 위치와 가열 조건을 결정하는 곡면 가공조건 추론기구의 신경망 개발에 활용될 수 있을 것이다.

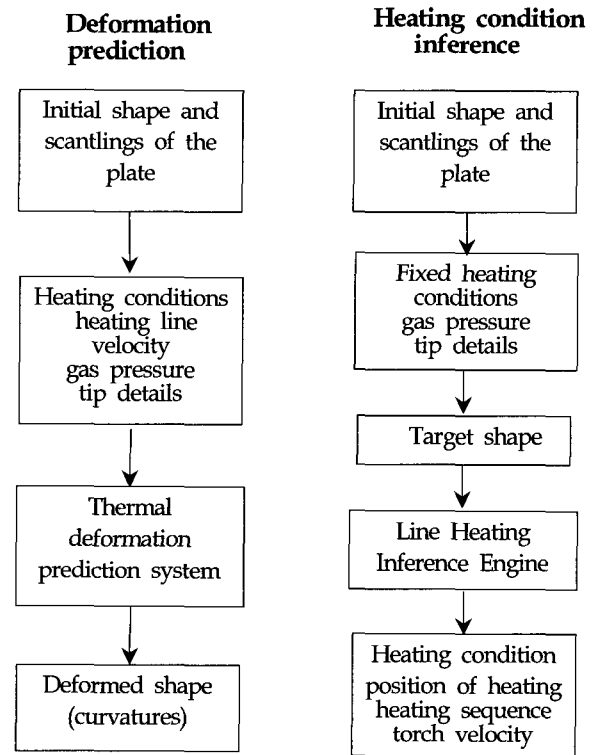


Fig. 1 Flows of prediction system of thermal deformation and inference engine of line heating

3. 선상가열 실험

선상가열에 의한 강판의 열변형 특성을 고찰하고 열변형 추정신경망의 학습자료 도출을 위하여 실험을 수행하였다. 본 연구에서는 자동가열장치를 사용하여 가열 및 변위계측을 수행하였다. 본 실험에서 사용한 모델은 연강판으로 가열선의 위치는 Fig. 2에서 보인 바와 같이 모두 시편의 중앙부이다. 각 모델에 대한 치수 및 실험 조건은 Table 1에 보였다. 가스토치의 열원으로는 산소와 프로판가스를 사용하였고 냉각방법은 공냉으로 하였다.

모델 F01~F08은 두께가 15mm, LxB=500x500mm인 것으로 초기 변형이 없는 평판이다. 모델 F09, R1, R2는 LxB=600x600mm이고 모델 F09은 평판, R1, R2는 초기변형을 가진 곡판을 택하였다. 전체 모델에 대한 평판과 토오치 사이의 간격은 50mm로 하였고 토오치 팁의 크기는 모델 F01~F09은 3.8mm, R1, R2는 2.5mm로 택하였다.

총 8개의 모델에 대하여 토오치의 이동속도를 변화시키고 가스 압력을 일정하게 유지하는 가열조건에 대하여 선상가열 실험을 수행하였다. 12mm, 18mm, 20mm 두께의 모델에 대하여 토오치의 이동속도와 가스 압력을 모두 변화시키는 가열조건에 변화를 주어 실험을 하였다.

Table 1에 보인 실험모델의 초기변위와 변형 후 변위를 Fig. 3과 같이 x, y축 방향으로 중앙부는 10mm, 나머지는 50mm 간격

으로 각각 19개 총 361개의 격자점을 계측하였다. 가열시작점 ($x=0\text{mm}$), 중앙부($x=250\text{mm}$), 끝단부($x=500\text{mm}$)에서 가열선을 가로 지르는 y 방향으로의 변위를 Figs. 4~6에 나타내었다. 여기서 보인 변위는 평판내의 3점으로 이루어지는 기준면에 대한 변위를 가열전과 가열후의 차이로 계산한 것이다. Fig. 4, 5에서 보인 초기변형이 없는 모델의 변위는 가열선 주위에 집중되고 y 축 방향의 양끝단부에는 변위가 거의 발생하지 않은 것을 알 수 있다. Fig. 6의 초기변형이 있는 모델의 변위도 초기변형이 없는 경우와 같이 가열선부위에 변위가 집중되어 있고 y 축 방향의 양끝단부에는 초기 변형이 없는 경우보다

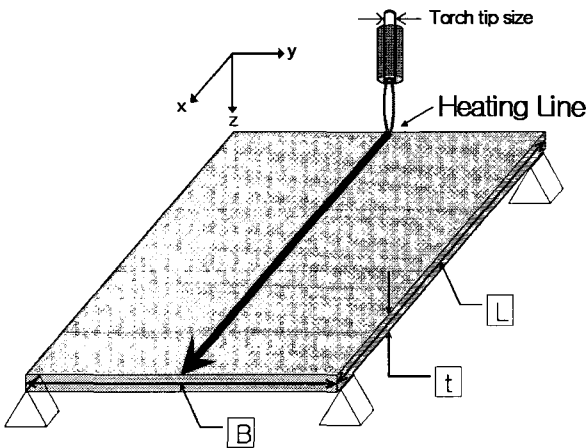


Fig. 2 Position of heating line

Table 1 Experiment model data

Model	t (mm)	Initial curvature		speed of torch (mm/s)	Pressure (MPa)	
		x (10^{-5})	y (10^{-3})		O ₂	Propane
F01	14.95	0.000	0.000	1.667	0.300	0.025
F02	14.98	0.000	0.000	1.667	0.300	0.025
F03	15.01	0.000	0.000	2.083	0.300	0.025
F04	14.92	0.000	0.000	2.083	0.300	0.025
F05	14.99	0.000	0.000	2.500	0.300	0.025
F06	15.08	0.000	0.000	2.500	0.300	0.025
F07	15.00	0.000	0.000	3.333	0.300	0.025
F08	14.87	0.000	0.000	3.333	0.300	0.025
F09	20.05	0.000	0.000	2.500	0.300	0.025
R01	11.97	3.353	1.451	8.333	0.600	0.150
R02	18.11	10.52	0.855	6.667	0.600	0.150

더 작게 거의 변위가 발생하지 않은 것을 볼 수 있다. 또한 전체적으로 가열의 단부효과로 인하여 가열선의 시작점이나 중앙부($x=250\text{mm}$)에 비해 끝단부($x=500\text{mm}$)의 변형량이 큰 것을 확인할 수 있다.

가열선 중앙부의 온도를 적외선 센서를 이용하여 토치가 이동하는 동안 계속 측정하였다. Fig. 7은 여러 가지 토치 이동속도에 대하여 초기형상과 가열조건이 일치하는 실험모델(F01, F03, F05, F07)의 온도 변화를 시간경과에 따라 나타낸 것이다. Fig. 7을 보면 토치의 이동속도가 증가함에 따라 최고온도가 온도가 급격히 감소하다가 그 후에는 서서히 감소하는 것을 볼 수 있다. 본 연구에서 개발한 곡률 추정신경망에 적용하기 위하여 Table 1에서 보인 각 실험 모델들에 대한 변위측정결과로부터 곡면을 NURBS를 이용하여 표현하고 곡률해석을 수행하였다. Fig. 8과 Fig. 9에서는 모델 F06과 R02의 변형 후 형상을 NURBS 곡면으로 표현한 것이다. 곡면에 표시된 곡률의 분포를 보면 가열선부분이 가장 크고 나머지 부분은 곡률이 거의 0에 가까운 것을 알 수 있다. 곡률해석을 통하여 얻어진 주곡률, 즉 y 방향 곡률(K_y)의 결과를 Figs. 10~12에 보였는데

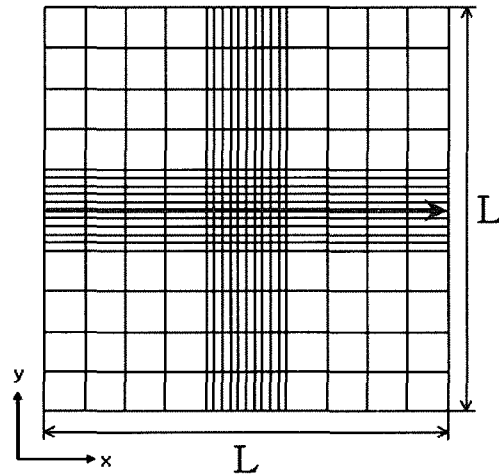


Fig. 3 Measuring point of deformation

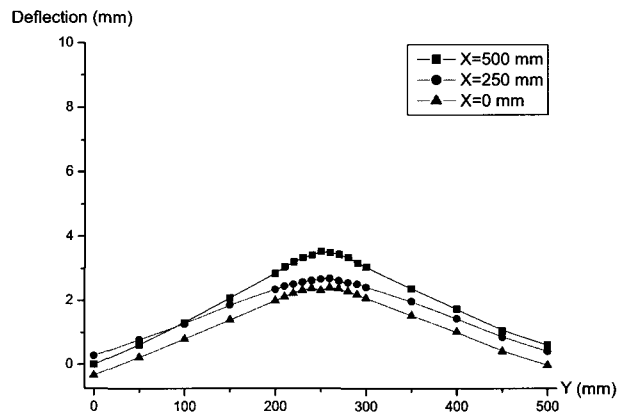


Fig. 4 Deformed shape in y -direction (model F04)

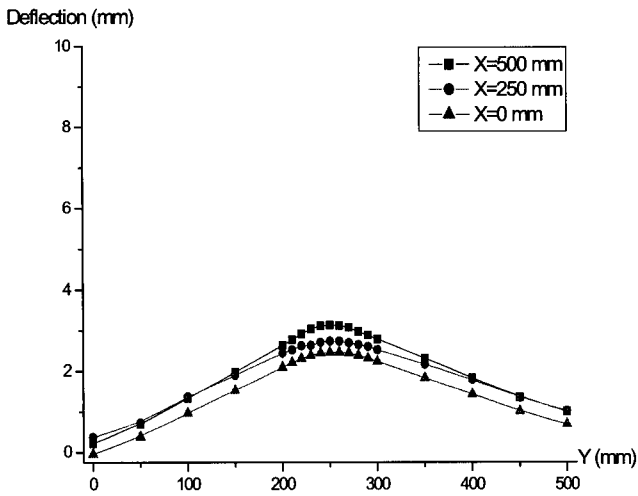


Fig. 5 Deformed shape in y-direction (model F06)

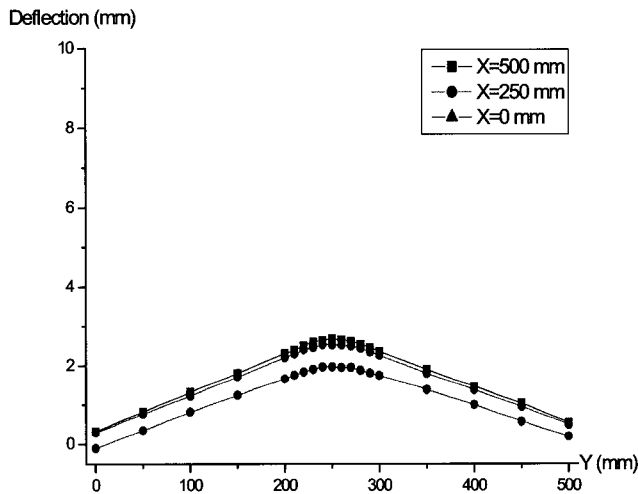


Fig. 6 Deformed shape in y-direction (model R02)

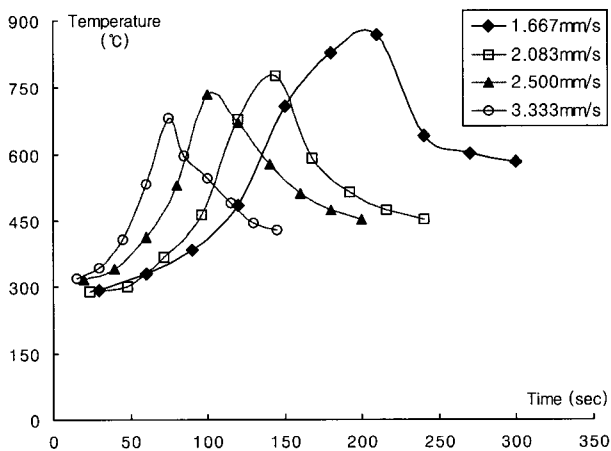


Fig. 7 Temperature history for the different torch speed

가열선부분의 곡률이 가장 크고 나머지 부분은 거의 0에 가까운 것을 확인할 수 있다.

4. 인공신경망을 이용한 변형의 추정

본 연구에서는 선상가열의 열변형 추정을 위한 인공신경망 적용의 기초연구로서 가열부의 최고온도 추정과 열변형 추정을 분리하여 신경망을 구성하였다.

입력층은 선상가열의 제어요소인 판 두께, 토치의 이동속도, 산소압력, 프로판가스 압력, 판 중앙부에서 x, y방향으로의 초기곡률을 입력뉴런으로 선택하였다. 각 뉴런들은 아래층의 뉴런에 전체 연결되어 있는 것으로 구성하였다. 본 연구에서는 뉴런들이 각각 아래층의 모든 뉴런들에 전체 연결되어 있고 은닉층이 1층, 2층인 경우를 고려한다. 최고온도 추정을 위한 신경망의 학습을 위하여 실험 자료와 열변형 해석으로부터 도출된 자료를 토대로 Table 2과 같이 학습 자료를 구성하였다.

이 표에서 모델 A01~A04는 ABAQUS를 이용하여 해석에 의한 결과로서 모델의 크기는 LxBxt= 500x500x15mm이다.

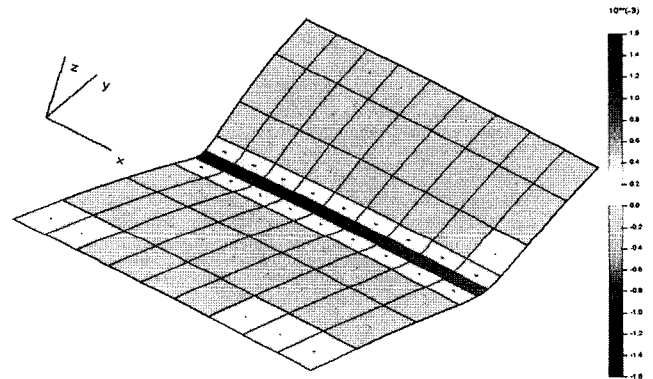


Fig. 8 Distribution of maximum curvature (model F06)

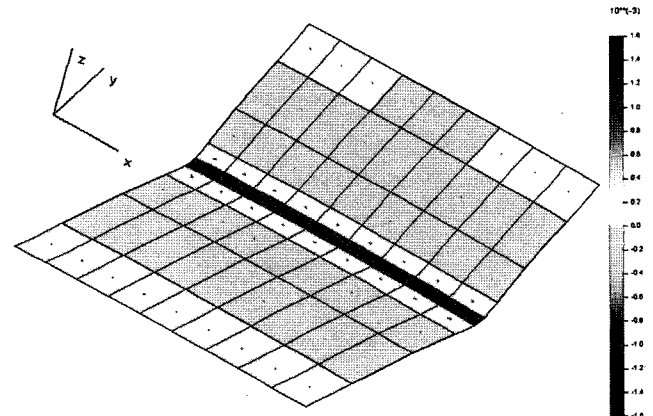


Fig. 9 Distribution of maximum curvature (model R02)

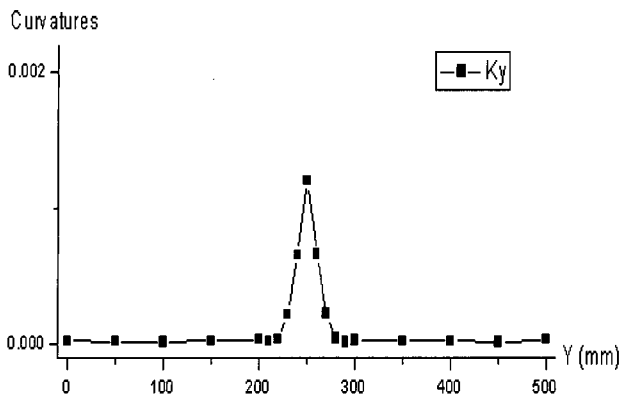


Fig. 10 Curvatures on the center line (model F04)

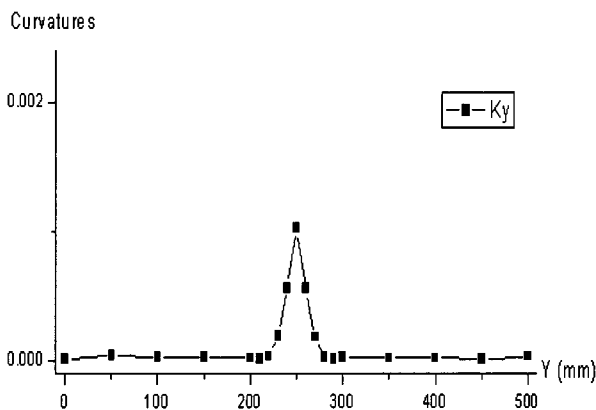


Fig. 11 Curvatures on the center line (model F06)

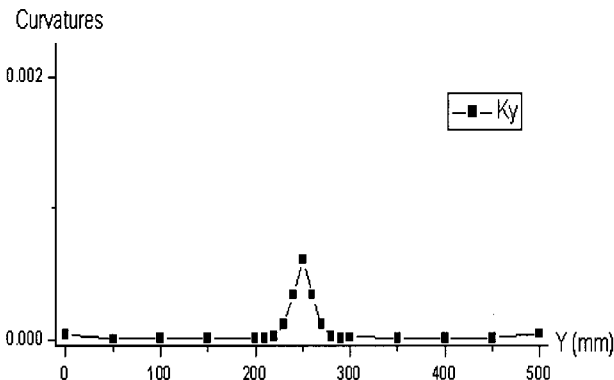


Fig. 12 Curvatures on the center line (model R02)

이 모델들은 Table 1에 보인 모델 F01~F08에 대하여 상용유한요소 해석 프로그램을 이용한 시뮬레이션 결과로서 토오치의 이동속도는 모델 A01~A04에 대하여 각각 1.667, 2.083, 2.500, 3.333mm/sec이다.

본 연구에서는 Table 2의 No. 1~14까지의 자료를 이용해서 신경망을 학습시키고 No. 15의 자료(최고온도 726°C)로 온도추정 신경망을 검증하였다. 은닉층의 개수를 바꾸어 학습을 완료하였을 때 그에 따른 학습 횟수의 변화와 검증자료로부터 학습결과가 가지는 오차범위는 어느 정도인지를 중점적으로 고

찰하였다. Fig. 13과 Table 3에서는 은닉층이 1개와 2개인 신경망에 대하여 학습시킨 결과를 그래프로 보여주고 있다. 0.1%의 오차한계로 학습된 결과로서 잘 수렴됨을 알 수 있으며 은닉층의 개수변화에 따른 학습결과 값은 거의 차이를 보이지 않고 있다.

곡률추정을 위한 신경망의 학습을 위하여 Table 2와 같이 입력층은 열변형 제어요소인 강판의 두께, 토치의 이동속도, 산소와 프로판가스의 압력, (x, y)방향의 초기곡률로 구성하고 출력층은 (x, y)방향의 변형곡률로 하였다. 입력뉴런으로 주어진 (x, y)방향의 초기곡률과 출력뉴런의 (x, y)방향의 변형곡률(DKx, DKy)은 모두 초기변위와 변형후의 변위로부터 NURBS 곡면의 곡률해석을 통해 구하였다.

온도 추정신경망과 마찬가지로, Table 2의 No. 1~14까지의 자료를 이용해서 신경망을 학습시키고 No. 15의 자료로 열변형 추정신경망을 검증하였다. 은닉층의 개수를 바꾸어 학습을 완료하였을 때 그에 따른 학습 횟수의 변화와 검증자료로부터 학습결과가 가지는 오차범위는 어느 정도 인지를 고찰하여 보았다.

Fig. 14와 Table 4에서는 열변형 추정신경망을 Table 1의 No. 15를 제외한 나머지 14개의 자료로 은닉층이 1개와 2개인 경우에 대하여 학습시킨 y방향의 곡률에 대한 결과를 그래프로 보여주고 있다. 0.1%의 오차한계로 학습한 결과 x, y방향의 곡률에 대해서 모두 잘 수렴되었음을 보여준다. 은닉층의 개수변화에 따른 학습결과 값은 거의 차이를 보이지 않고 있다.

5. 결론

인공신경망을 이용하여 선상가열에 의한 강판의 열변형을 추정하기 위한 연구를 수행한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 선상가열 실험과 열변형 해석으로부터 실제로 가스토치

Table 2 Training data for the maximum temperature and curvatures estimation

No.	Model name	T (°C)	DKx (10 ⁻⁵)	DKy (10 ⁻³)	Note
1	F01	869	7.105	1.249	
2	F02	872	7.389	1.182	
3	F03	778	4.763	1.334	
4	F04	772	4.519	1.205	
5	F06	744	2.729	1.021	Exp. data
6	F07	682	0.349	0.657	
7	F08	676	1.034	0.545	
8	F09	712	0.933	0.608	
9	R01	755	5.115	1.754	
10	R02	810	2.005	0.862	
11	A01	873	0.444	1.566	
12	A02	790	0.711	1.430	FEA data
13	A03	727	0.947	1.288	
14	A04	677	1.030	1.117	
15	F05	726	1.611	1.143	Test data

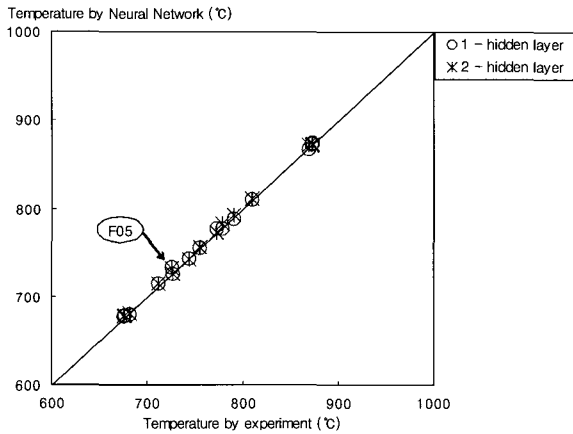


Fig. 13 Results of learning the neural network and prediction of the maximum temperature for model F05

Table 3 Result of maximum temperature test

No.15	Experiments	1 Hidden layer	2 Hidden layer
T (°C)	726.00	733.30	733.20
Error (%)	-	1.01	0.99

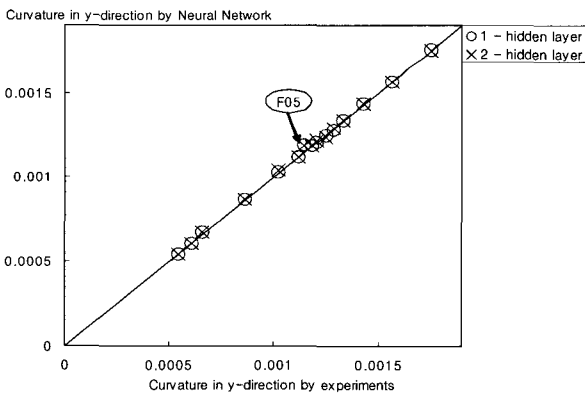


Fig. 14 Results of learning the neural network and prediction of the curvature in y-direction for model F05

Table 4 Result of curvature test

No.15	Experiments	1-Hidden layer	Error (%)	2-Hidden layer	Error (%)
DKx (10 ⁻⁵)	1.611	1.675	3.97	1.672	3.79
DKy (10 ⁻³)	1.143	1.190	4.11	1.187	3.85

가 지나가는 부분에만 열변형이 집중되어 변위와 곡률의 변화가 발생함을 알 수 있었다.

(2) 본 연구에서 개발한 열변형 추정신경망을 이용하여 온도와 곡률을 추정된 결과 실험과 해석에 의한 결과를 잘 모사함을 확인 하였다.

(3) 본 연구의 경우에 열변형 추정신경망의 은닉층은 두 개로 구성하는 것이 한 개로 구성하는 것 보다 더 나은 성능을 보여줌을 알 수 있었다.

(4) 앞으로 더 다양한 곡가공 과정의 변형정보를 데이터베이스화 하여 열변형 추정 신경망에 적용할 필요가 있다. 이는 변형정보 예측의 정확도를 높이고 곡가공 자동화를 위한 가공정보 추론시스템의 개발을 위한 기초가 될 것이다.

후 기

본 연구는 울산대학교의 연구비 지원으로 수행된 연구결과임을 밝히고 연구비 지원에 감사드립니다.

참 고 문 헌

고대은, 장창두, 서승일, 이해우 (1999). "곡가공 자동화시스템을 위한 선상가열에 의한 변형의 실시간 시뮬레이션", 대한조선학회논문집, 제36권, 제4호, pp 104-112.

노인식, 신종계, 이광한 (1995). "유한요소해석에 의한 선상가열 변형의 시뮬레이션", 대한조선학회논문집, 제32권, 제2호, pp 75-83.

박성건 (1996). "인공신경망을 이용한 선상가열 공정의 정보모델", 서울대학교 공학석사학위 논문.

류철호, 이장현, 신종계 (1997). "선상가열 자동화를 위한 판의 기하학적 변형률 분석", Proceedings of the Annual Autumn Meeting, SNAK, 13-14, pp 416-421.

문성춘, 장창두 (1998). "선상가열법에 의한 강판가공의 가열선 결정 알고리즘", 대한조선학회논문집, 제35권, 제2호, pp 104-113.

이장현, 신종계 (2002). "유한요소해석과 다변수해석에 의한 선상가열 변형관계식", 대한조선학회논문집, 제39권, 제2호, pp 69-80.

임동용, 이주성 (2003). "강판의 선상가열시 변형량 예측 모델의 개발", 한국해양공학회 추계학술대회 논문집, pp 121-126.

장창두, 서승일, 고대은 (1997). "간이 열탄소성해석을 이용한 선상가열에 의한 판의 변형예측에 관한 연구", 대한조선학회논문집, 제34권, 제3호, pp 104-112.

조성원, 김원돈, 신종계 (1997). "선각 외판 곡가공 자동화를 위한 제품모델링 및 데이터베이스 구축", 대한조선

- 학회추계학술대회 논문집, pp 422-426.
- 하운석, 장창두 (2004). "선상가열시 강의 상변태를 고려한 개선된 고유변형도 기반의 등가하중법", 대한조선학회 논문집, 제41권, 제6호, pp 65-74.
- Ueda, Y., Murakwa, H., Mohamed, R.A., Okumoto, Y., Kamichika, R., Ishiyama, M. and Ogawa, J. (1991). "Development of Computer Aided Process Planing

System for Plate Bending by Line-Heating (2nd Report) Practice for Plate Bending in Shipyard Viewed from Aspect of Inherent Strain", Journal of the society of Naval Architects of Japan, Vol 170, pp 577-586.

2006년 5월 30일 원고 접수

2006년 8월 3일 최종 수정본 채택