

〈논 문〉

신경망을 이용한 냉간단조품의 금형형상 설계

김동진* · 김태형* · 김병민** · 최재찬**

(1996년 11월 27일 접수)

Die Shape Design for Cold Forged Products Using the Artificial Neural Network

D. J. Kim, T. H. Kim, B. M. Kim and J. C. Choi

Key Words: Artificial Neural Network(인공신경망), Back Propagation Training Algorithm(역전파 학습 알고리즘), Function Approximation(함수근사), Die Geometry(금형형상), Shoulder Length(단길이)

Abstract

In practice, the design of forging processes is performed based on an experience-oriented technology, that is designer's experience and expensive trial and errors. Using the finite element simulation and the artificial neural network, we propose an optimal die geometry satisfying the design conditions of final product. A three-layer neural network is used and the back propagation algorithm is employed to train the network. An optimal die geometry that satisfied the same between inner extruded rib and outer extruded one is determined by applying the ability of function approximation of neural network. The neural networks may reduce the number of finite element simulation for determine the optimal die geometry of forging products and further they are usefully applied to physical modelling for the forging design.

1. 서 론

소성가공의 큰 장점 중의 하나는 재료손실이 거의 없이 기계적 성질이 우수한 제품을 얻을 수 있다는 것이다. 이러한 조건을 만족시키기 위해서는 초기소재 및 예비성형체 형상, 금형설계, 가공 공정수 등과 성형속도, 마찰조건 등의 많은 공정변수를 고려해야 한다. 특히 소재는 금형형상에 의해 금속 유동의 영향을 받는다. 따라서 어떤 특정한 기하학적 금형형상은 제품을 성형할 때 재료의 유동결함, 금형의 조기파손 등을 일으킨다. 결국 재료 유동은 공정 중에 제어하기가 곤란하므로 최종 제

품의 금형형상으로 재료 유동을 가장 적절하게 제어해야 한다.

새로운 제품의 생산을 위한 성형공정 개발에 소요되는 시간과 비용을 줄이기 위하여, 금형의 기하학적 형상, 소재 유동, 금형 내의 충만정도와 성형하중 등의 상세한 정보를 제공할 수 있는 기법들이 필요하다. 최근에는 컴퓨터와 수치기법의 발전으로 컴퓨터를 이용한 여러 가지 방법들이 성형공정설계 및 금형설계에 활발히 이용되고 있다. 특히 유한요소해석은 이와 같은 정보들을 상세히 제공할 수 있어 생산과정의 시행착오를 줄일 수 있다.⁽¹⁻³⁾

그러나 유한요소해석으로 성형공정 설계 및 금형설계에 필요한 정보를 얻는 것은 제품성형공정에 미치는 많은 공정변수들의 영향을 조사해야 하고, 재료거동을 실제와 동일하게 묘사하기 위해서 사용

*회원, 부산대학교 대학원 기계설계공학과

**회원, 부산대학교 정밀정형 및 금형가공 연구센터

되는 수학적 모델의 복잡성으로 인해 야기되는 어려움 때문에 비용과 시간이 많이 소요된다. 또 금형형상 변경에 있어서는 거의 전문가의 경험이나 실험결과 혹은 시행착오에 의해서 결정되고 있다. 최근에는 이러한 단점들을 보완하기 위하여 인공지능이나 신경망과 같은 새로운 기법을 이용한 방법들이 제안되고 있다.

Osakada 등은 신경망의 형상 분류능력을 이용하여 유한요소해석으로 얻어진 데이터를 학습시켜, 다른 공정조건에 대한 제품 결함 및 금형의 파손 여부를 예측하였고,⁽⁴⁾ Barcelona는 2가지 공정조건에 대한 유한요소해석 결과를 신경망으로 학습시켜, 해석하지 않은 공정조건에 대하여 재료의 내부 결함(central burst) 발생여부를 판단하였다.⁽⁵⁾ Kim 등은 신경망의 함수 근사능력을 이용하여 금형내 충만성을 만족하는 소재 형상비를 예측하였고,⁽⁶⁾ Jung 등은 퍼지로그를 이용한 전방투사법으로 금형 내의 재료 충만성을 만족하는 초기 소재의 형상을 제안하여 유한요소해석의 회수를 줄이고자 하였다.⁽⁷⁾ 그러나 이전의 연구들은 신경망의 형상 인식 및 형상분류 기능을 금속성형공정에 이용하였다. 이와는 달리 본 연구에서는 신경망의 함수근사(function approximation)능력을 금속성형공정에 적용하고자 한다.

자동차 냉방기는 냉매를 가압하는 압축기부와 차량의 엔진으로부터 동력을 공급받아 단속역할을 해

주는 자장형 클러치부(magnetic clutch assembly)로 구성되어 있으며, 클러치부는 내부 풀리에 그로브(groove)형상을 가진 시브(Sheave)와 베어링으로 구성되어 있다(Fig. 1). 이전 연구에서는 내부 풀리를 냉간단조로 생산할 수 있는 공정을 설계하였다.⁽⁸⁾ 본 연구에서는 제품의 소재비 절감 및 후가공인 기계가공을 줄이기 위해서 신경망의 함수근사 능력을 이용하여 자동차 에어컨용 내부 풀리의 내부 압출부길이와 외부 압출부길이가 차가 없는 금형형상을 설계하고자 한다.

2. 변형해석

본 연구에서는 강소성 유한요소법을 이용하여 변형해석을 수행하였다. 이의 수식화 과정은 이미 많은 문헌에^(9,10) 잘 알려져 있으므로 여기서는 간략하게 언급하겠다.

강소성 재료에 대한 범함수(functional), Π 는 다음과 같다.

$$\Pi = \int_V \bar{\sigma} \dot{\epsilon} dV - \int_{S_r} \bar{t}_i v_i dS \quad (1)$$

여기서,

$\bar{\sigma} = \sqrt{3/2} \sigma'_{ij} \sigma'_{ij}$ 로 정의되는 유효응력

$\dot{\epsilon} = \sqrt{2/3} \dot{\epsilon}_{ij} \dot{\epsilon}_{ij}$ 로 정의되는 유효변형률속도

σ'_{ij} = 편차응력

\bar{t}_i = 표면력

v_i = 절점속도

$\dot{\epsilon}_{ij}$ = 변형률속도

비압축성 조건을 고려하기 위하여 벌칙함수(penalty function), K 를 도입하면, 위의 식 (1)에 대한 일차 변분범함수는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\delta \Pi = \int_V \bar{\sigma} \delta \dot{\epsilon} dV + K \int_V \dot{\epsilon}_v \delta \dot{\epsilon}_v dV - \int_{S_r} \bar{t}_i \delta v_i dS = 0 \quad (2)$$

여기서, $\dot{\epsilon}_v$ 는 체적변형률속도이다.

위의 식 (2)는 일반적인 유한요소 분할화과정을 거치면 절점속도가 미지수인 비선형 방정식이 되므로 뉴턴-랩슨법(Newton-Raphson method)을 이용하여 해를 구하며, 초기 속도장은 직접반복법(direct iteration method)을 이용하여 구한다.

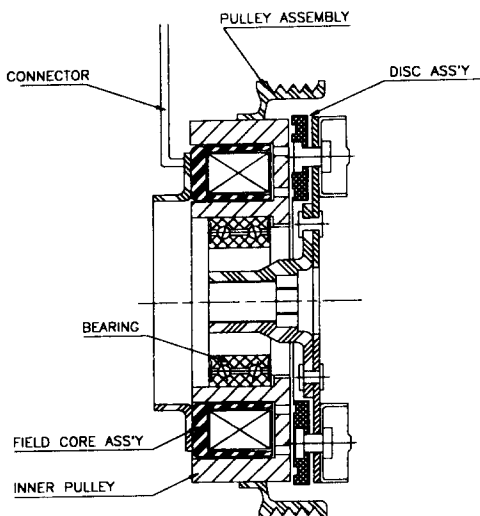


Fig. 1 Schematic diagram of clutch assembly for car air conditioner

3. 다층 퍼셉트론 신경망

Rumelhart가 제안한 다층 퍼셉트론(multilayer-Perceptron) 신경망은 비선형 문제, 형상분류, 인식, 제어 등의 분야를 해결하는데 우수한 특성을 가지고 있고, 최근에는 함수근사까지 그 응용범위가 확대되었다.^(11, 12) 다층 퍼셉트론 신경망은 크게 입력층, 은닉층과 출력층으로 구성되어 있으며(Fig. 2), 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습된다. 역전파 학습 알고리즘은 먼저 입력값으로부터 출력값을 계산하는 전향단계(feed-forward)와 출력값과 실제 원하는 값(교사 데이터)의 오차를 계산하여 가중치를 계산하는 후향단계(feed-backward)로 이루어져 있다.

전향단계에서 은닉층의 출력은 입력값을 은닉층 뉴런에 연결된 입력층 뉴런들의 가중치에 곱하여 모두 합한 다음 활성화 함수를 거쳐 계산된다. 이 은닉층의 출력 O_{pj} 는 다음과 같이 계산된다.

$$\text{net}_{pj} = \sum_i w_{ji} O_{pi} + \theta_j \quad (3)$$

$$O_{pj} = f_j(\text{net}_{pj}) \quad (4)$$

여기서, $f_j(\text{net}_{pj})$ 는 활성화 함수로 다음과 같이 정의는 시그모이드(Sigmoid) 함수이다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (5)$$

여기서, O_{pj} 는 은닉층에서 출력되는 값이고, w_{ji} 는 입력층과 은닉층 사이의 연결강도, θ_j 는 은닉층의 임계치를 나타낸다. 은닉층에서 출력층의 출력값도 위와 같은 방법으로 계산된다.

후향단계는 전향단계에서 계산된 실제 출력과 원하는 출력과의 오차를 계산하여 연결 가중치를 조

절한다. 이때 전체 오차함수 E 는 다음과 같이 정의된다.

$$E = \sum_p E_p \\ = \frac{1}{2} \sum_p \sum_k (T_{pk} - O_{pk})^2 \quad (6)$$

여기서, E_p 는 p 번째 입력치의 오차이고, T_{pk} 는 p 번째 입력치에 대한 k 번째 출력 뉴런의 원하는 출력치이고, O_{pk} 는 실제 출력이다. 이 오차에 대한 최급하강법에 의하여 가중치의 증분량을 계산하면 다음과 같다.

$$\Delta_p w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \\ = \eta \delta_{pk} O_{pj} \quad (7)$$

여기서, η 는 학습계수(learning rate)이며, $0 < \eta < 1$ 의 범위를 가진다. 일반적으로 큰 η 의 경우 빠른 수렴속도를 얻을 수 있으나 해가 진동(oscillation)할 수 있고, 지나치게 작은 η 를 선택할 경우 매우 느린 수렴속도를 가진다. 다음으로 δ_{pk} 의 값을 계산하면 식 (8)과 같다.

$$\delta_{pk} = (T_{pk} - O_{pk}) f'(\text{net}_{pk}) \\ = (T_{pk} - O_{pk}) O_{pk} (1 - O_{pk}) \quad (8)$$

그리고 은닉층에 대한 결과는 위와 같은 방법으로 하여,

$$\Delta_p w_{ji} = \eta \delta_{pj} O_{pi} \quad (9)$$

가 되고, δ_{pj} 의 값은,

$$\delta_{pj} = f'(\text{net}_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \\ = O_{pj} (1 - O_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (10)$$

가 된다. 또한 수렴속도를 향상시키기 위하여 과거의 연결강도변화를 반영하는 모멘텀항을 도입한다.^(13,14)

$$\Delta_p w_{kj}(n) = \eta \delta_{pk} O_{pj} + \alpha \delta_p w_{kj}(n-1) \quad (11)$$

여기서, α 는 모멘텀상수로 $0 \leq \alpha \leq 1$ 의 범위를 가지며, n 은 반복횟수이다.

위의 식들로부터 함수근사 프로그램을 개발하였다. 1변수함수인 경우에는 은닉층을 1층으로 하였고, 2변수함수인 경우에는 은닉층을 2층으로 하였다.⁽¹⁵⁾ 함수근사를 수행하려는 함수의 정의역을 학습데이터로 선택하였다. 선택된 데이터로 학습한 후 정의역내에서 학습하지 않은 나머지 점(X)들을 입력시켜 출력층에서 나오는 근사값(Y)을 구하였

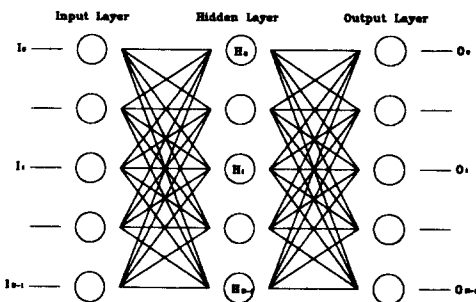


Fig. 2 The architecture of three layer neural network

다. 먼저, 1변수함수에 대하여 개발된 프로그램을 이용하여 함수근사를 수행하였다. Fig. 3은 $Y=\sin(X)$ 함수의 근사결과를 보여준다. 0° 에서 360° 까지 등간적으로 25개의 데이터를 선택하여 학습을 시켰다. 입력값은 각도이고 출력값은 그때의 sine 값이며, 이 때의 유효값(root mean square) 오차는 0.001이었다. 다음으로 2변수함수에 대하여 함수근사를 수행하였다. Fig. 4는 다음과 같은 함수의 학습결과를 보여준다.

$$Z = 0.3 \times \cos(2X) \times \cos(2Y) \times e^{-\sqrt{X^2 + Y^2}} \quad (12)$$

X, Y 는 $[-2, 2]$ 범위에 있는 값을 등간적으로 81개의 데이터를 선택하여 학습을 시켰다. 입력값은 X, Y 값이고 출력값은 그때의 Z 값이며, 이 때의 유효값 오차는 0.01이었다. 개발된 프로그램을 이용하여 내·외부 압출부의 길이가 동일한 내부

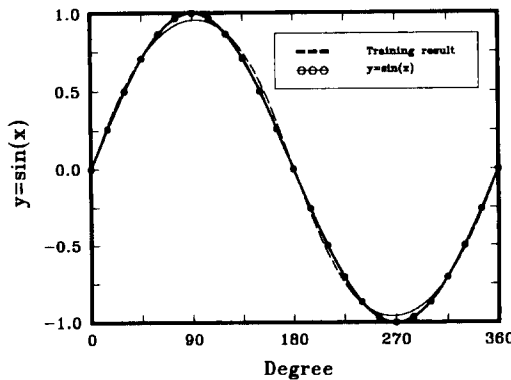


Fig. 3 Function $\sin(x)$ and its training results

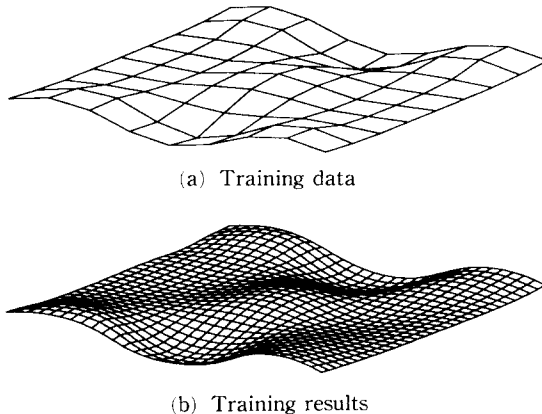


Fig. 4 The training results of the two value function

폴리 제품을 성형할 수 있는 금형의 형상을 설계하는데 적용하였다.

4. 신경망을 이용한 내부 폴리의 공정설계

4.1 내부 폴리의 금형설계

내부 폴리 생산에 이용되는 소재는 AISI 1008로서 소재에 대해 압축실험을 통하여 다음과 같은 응력-변형률 관계식을 얻었다.

$$\bar{\sigma} = 676.69 \bar{\epsilon}^{0.2186} \text{ (N/mm}^2\text{)} \quad (13)$$

소재와 금형 사이의 접촉면에서는 인산염 피막처리 후 본드 루베(bond lube) 윤활처리를 하였다. 링압축실험을 통하여 마찰상수값을 측정된 결과, 마찰상수는 0.1이었다.

내부 폴리의 기계도면은 Fig. 5와 같다. 설계조건은 첫 번째로 내·외부 압출부의 길이가 동일한 제품이고, 두 번째로 내부 폴리는 고속으로 회전하기 때문에 최종 단조품의 내·외부 압출부의 경도는 폴리 내부에 장착된 베어링(Fig. 1)이 빠져나오는 것을 방지할 수 있도록 균일하게 분포되어야 한다. 그리고 마지막으로 최종 제품 성형후 후가공인 피어싱공정을 할 때, 피어싱 폭이 좁고 피어싱 형상이 복잡하여 곡률을 크게 할 경우 피어싱 편차가 미끄러져 피어싱 편차의 파손이 예상되기 때문에 기계가공 도면의 내부 모서리 곡률(corner radius) 1.5 mm는 변경이 불가능하다는 것이다.

이전 연구⁽⁸⁾에서는 기계도면대로 작성한 단조도면으로 내경이 $\phi 25$, 외경이 $\phi 110$ 인 중공소재로 제품을 성형하였을 경우, 외부 압출부의 길이가 내부 압출부길이보다 길었고, 내부 압출부길이는 단조

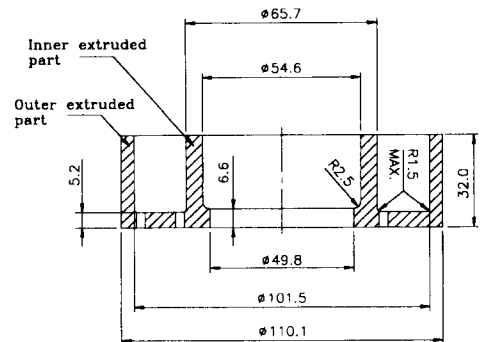


Fig. 5 Schematic diagram of machined inner pulley (unit:mm)

도면의 길이보다 짧아서 제품의 설계조건을 만족하지 못하였다(Fig. 6). 그리고 예비성형공정을 거쳐

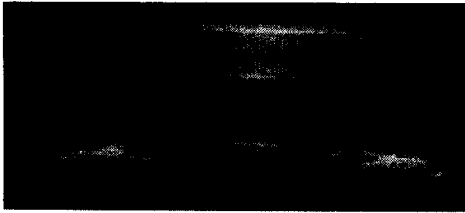
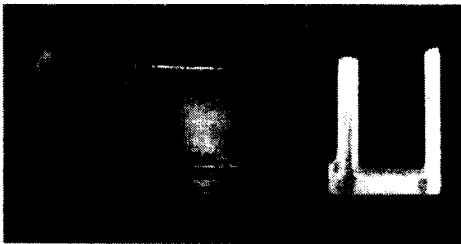


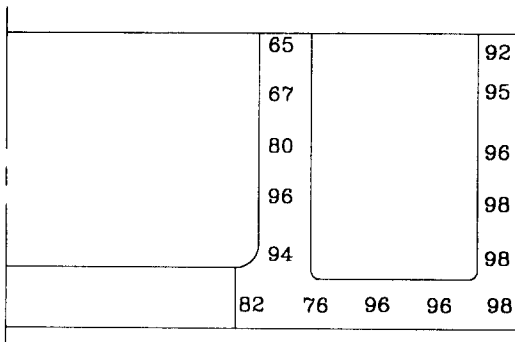
Fig. 6 Photograph for inner pulley after single forging process



(a) Photograph for preform after cold preforming process



(b) Photograph for inner pulley used as annealed preform



(c) Distributions of hardness for inner pulley after dual process (HrB scale)

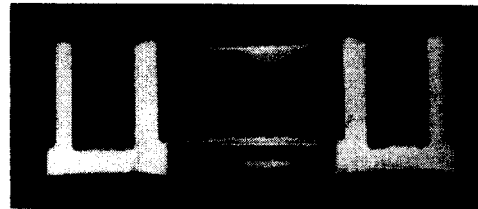
Fig. 7 Photograph and hardness distribution for dual process

최종 제품을 성형한 공정은 제품의 동일한 내·외부 압출부길이 설계조건은 만족하였으나(Fig. 7 (a), (b)), 예비성형체 성형후 열처리때문에 내부 압출부의 경도분포가 불균일하여 균일한 내·외부 압출부의 경도분포 설계조건은 만족하지 못하였다(Fig. 7 (c)). 마지막으로 소재유동 제어를 위해 외경부에 $\phi 5$ 의 단을 준 금형으로 내경이 $\phi 25$, 외경이 $\phi 115$ 인 중공소재를 이용하여 제품을 성형하였을 때는 동일한 내·외부 압출부길이 조건(Fig. 8 (a))과 균일한 내·외부 압출부의 경도분포를 만족하였다.(Fig. 8 (b))

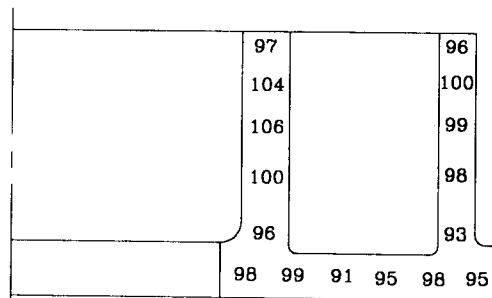
그러나 $\phi 115$ 인 소재로 제품을 성형하였을 경우, 외경부에 $\phi 5$ 의 단을 기계가공해야 하기 때문에 소재의 추가손실이 발생하였고, $\phi 110$ 인 소재보다 소재 재료비가 10%정도 더 추가되었다. 따라서 본 연구에서는 제품의 소재비 절감을 위하여 $\phi 110$ 인 소재로 제품의 설계조건들을 만족시킬 수 있는 금형의 형상을 신경망을 이용하여 설계하기로 하였다.

4.2 수치해석

먼저 외경부에 단을 주는 것이 외부 압출부의 소재유동을 제어할 수 있었기 때문에 외경부 단의 길



(a) Photograph for modified inner pulley after single process



(b) Distributions of hardness for inner pulley after single forging process (HrB scale)

Fig. 8 Photograph and hardness distribution for modified single forging process

이를 $\phi 5$, $\phi 4$, $\phi 3$, $\phi 2$, $\phi 1$ 인 5가지 경우에 대하여 $\phi 110$ 인 소재로 유한요소해석을 수행하였다(Fig. 9). 단이 $\phi 5$ 인 금형에서는 외부 압출부의 길이가 내부 압출부의 길이에 비해 2.142 mm 더 짧았다. 외경부분의 소재는 먼저 업세팅이 되면서 압출이 이루어져서 압출만 일어나는 내경부분보다 유동속도가 느렸다. 단이 $\phi 4$ 인 금형에서는 외부 압출부의 길이가 내부 압출부의 길이에 비해 1.677 mm 더 짧았고, 단이 $\phi 3$ 인 금형에서는 외부 압출부의 길이가 내부 압출부의 길이에 비해 0.753 mm 더 짧았다. 단이 $\phi 2$ 인 금형에서는 앞의 경우와는 반대로 외부 압출부의 길이가 내부 압출부의 길이에 비해 4.788 mm 더 길었고, 단이 $\phi 1$ 인 금형에서는 외부 압출부의 길이가 내부 압출부의 길이에 비해 6.798 mm 더 길었고, 내부 압출부의 길이는 제품의 한계길이보다 작아서 제품의 형상설계 조건을 만족하지 않았다(Table 1). 위의 해석으로 보아 제품의 설계조건인 동일한 내·외부 압출부의 길이는 단이 $\phi 3$ 인 금형과 $\phi 2$ 인 금형사이에 존재한다는 것을 알 수 있었다. 그래서 위의 해석결과를 신경망으로 학습시켜 제품의 설계조건인 동일한 내·외부 압출부의 길이를 만족하는 외경부 단의 길이를

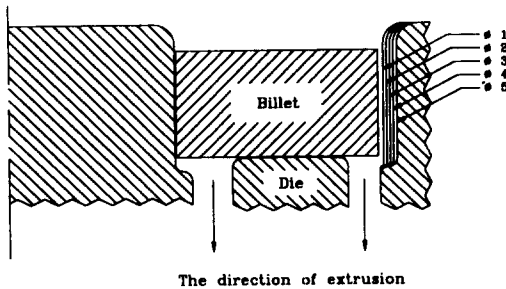


Fig. 9 The initial billet and die with various shoulder length (unit : mm)

찾기로 하였다. 학습의 입력데이터는 외경부 단의 길이이고, 출력데이터는 이때의 내·외부 압출부의 길이차이다.

4.3 신경망 학습

위의 해석결과중 제품의 형상설계 조건과 압출길이인 32 mm를 만족하는 $\phi 5$, $\phi 4$, $\phi 3$, $\phi 2$ 인 4가지 데이터로 신경망을 학습시켰다. 학습데이터로는 금형의 단길이를 입력값으로 하여 입력층을 한 개의 뉴런으로 하였고, 그 때의 내·외부 압출부길이 차이값을 출력값으로 하여 출력층 역시 한 개의 뉴런으로 하였다. 그리고 중간층인 은닉층은 신경망 학습의 수렴성을 좋게하기 위하여 10개의 뉴런으로 선택하였다.⁽¹⁵⁾

신경망 학습 결과 $\phi 2.8$ 인 금형에서 최종 제품을 성형할 경우 내·외부 압출부의 길이 차가 0으로 나왔다(Fig. 10). 이것을 확인하기 위하여 $\phi 2.8$ 인 금형에서 최종 제품에 대한 성형해석을 수행하였다. 유한요소해석 결과 내·외부 압출부의 길이 차는 0.50 mm로 내부 압출부의 길이가 더 긴 것으로

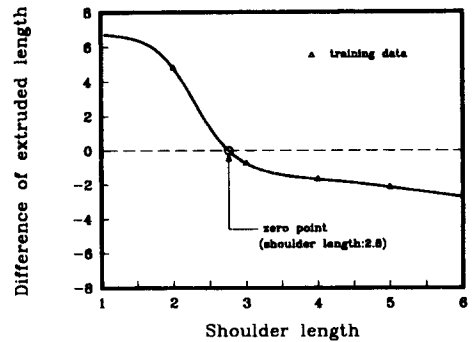


Fig. 10 The results of the training by the neural network (unit : mm)

Table 1 The comparison of extruded length between inner extruded rib and outer extruded one with various die shoulder length

Shoulder length	Difference of height (mm)	Remarks
$\phi 1$	6.798	Outer length > Inner length
$\phi 2$	4.788	Outer length > Inner length
$\phi 3$	0.753	Outer length < Inner length
$\phi 4$	1.677	Outer length < Inner length
$\phi 5$	2.142	Outer length < Inner length

나왔다(Fig. 11). 위에서 얻은 두 결과를 검증하기 위하여 ϕ 인 소재로 $\phi 2.8$ 인 금형으로 내부 폴리에 대한 성형공정을 실험하였다. 최종 제품에 대한 성형공정 실험결과, 내·외부 압출부의 길이 차는 위의 두가지 결과와 유사한 0.57 mm 가 나왔으나, 내부 압출부 길이보다는 외부 압출부 길이가 길었다(Fig. 12). 유한요소해석중 외경부의 단으로 인해 이부분에서의 격자 왜곡정도가 심하여 10번 이상의 격자 재구성을 하였고, 유한요소해석을 수행하는 동안 생긴 체적감소량으로 인하여 유한요소해석 결과와 실험결과 사이에 약간의 차이를 보였다.

학습데이터인 유한요소해석 결과의 수가 비교적 작았지만, 신경망의 함수근사를 통하여 압출부 길이의 차가 거의 없는 금형의 단길이를 예측할 수 있기 때문에 추가해석 및 실험의 회수를 줄일 수

있었다. 만약 학습데이터가 유한요소해석 결과가 아니고 실험결과이면 더 정확한 결과를 얻을 수 있을 것으로 생각된다.

냉간단조품의 경도분포는 소재의 경도와 유효변형률 사이에 일정한 관계가 있음을 알 수 있기 때문에^(16,17) 최종 제품의 경도가 균일한지를 판별하기 위하여 유한요소해석 결과인 유효변형률분포로부터 해석결과가 제품의 경도 설계조건을 만족하는지 살펴보았다. 신경망 학습으로 얻은 단 길이가 $\phi 2.8$ 인 금형에서 성형한 최종 제품의 유효변형률 분포를 보면 내·외부 압출부의 유효변형률 분포가 균일하게 분포함을 알 수 있어, 내·외부 압출부의 경도분포도 균일할 것으로 생각된다(Fig. 13). 외경부의 단이 $\phi 2.8$ 인 금형으로 제품을 성형하였을 때 $\phi 110$ 인 소재를 사용할 수 있기 때문에 재료비를 절감할 수 있고, 또 제품의 설계조건인 동일한 내·외부 압출길이와 균일한 경도분포를 얻을 수 있었다.

5. 결 론

본 연구에서는 유한요소해석과 다층 퍼셉트론 신경망을 이용하여 자동차용 냉방기 클러치로 사용되는 내부 폴리를 냉간단조로 성형하기 위한 공정을 설계하였다. 내부 폴리에 요구되는 내·외부 압출부의 길이가 동일한 형상과 내·외부 압출부의 균일한 경도분포의 설계조건들을 만족하는 공정을 설계하기 위하여 유한요소해석을 수행하였다. 해석결과를 신경망으로 학습시켜 제품의 설계조건들을 만족하는 금형의 형상을 예측하였고 실험을 통하여 이를 검증하였다. 신경망으로 예측한 금형형상으로 제품을 성형할 경우 소재비 줄일 수 있고, 추가적인 기계가공량을 줄일수 있어 제품의 단가를 낮출 수 있었다. 해석결과와 신경망을 도입함으로써 많은 수의 유한요소해석을 줄일 수 있고, 미해석부분의 값을 예측할 수 있어 다단계 급속성형공정에 요구되는 공정설계에 유용하게 적용될 수 있을 것이다.

후 기

본 연구는 부산대학교 정밀정형 및 금형가공 연구센터를 통한 한국과학재단 우수연구센터 지원금에 의한 것입니다.

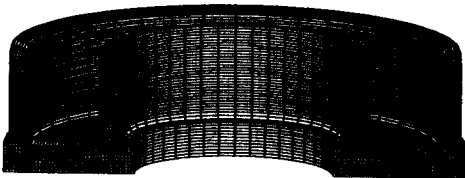


Fig. 11 The simulation of forging process for $\phi 2.8$ shoulder length

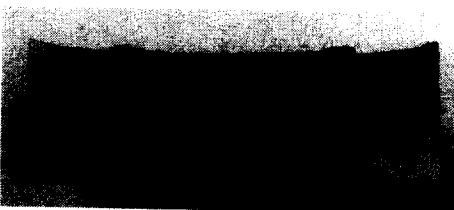


Fig. 12 Photograph of inner pulley for $\phi 2.8$ shoulder length

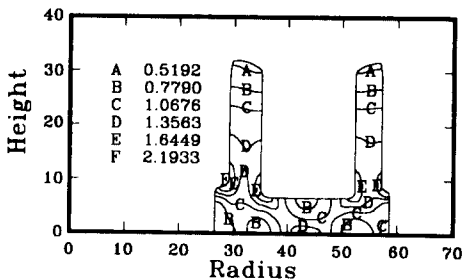


Fig. 13 The distribution of effective strain for $\phi 2.8$ shoulder length (unit : mm)

참고문헌

- (1) 이진희, 강범수, 김병민, 이정환, 1994, "등속 조인트 하우징의 냉간단조 공정설계," 대한기계학회논문집, 제18권, 제9호, pp. 2234~2244.
- (2) Park, J. J., Rebelo, N. and Kobayashi, S., 1983, "A New Approach to Preform Design in Metal Forming with the Finite Element Method," *Int. J. Mach. Tool Des. Res.*, Vol. 23, No. 1, pp. 71~79.
- (3) Kang, B. S. and Kobayashi, S., 1991, "Preform Design in Ring Rolling Processes by the Three-dimensional Finite Element Method," *Int. J. Mach. Tools. Manu.*, Vol. 31, No. 1, pp. 139~151.
- (4) Kozo Osakada and Guobin Yang, 1991, "Application of Neural Networks to an Expert System for Cold Forging," *Int. J. Mach. Tools Manufact.*, Vol. 41, No. 4, pp. 577~587.
- (5) Barcellona, A., 1993, "Neural Network Technique for Metal Forming Design," 30th MAT-DOR Conference, pp. 361~365.
- (6) 김동진, 김병민, 최재찬, 1995, "신경망을 이용한 열 간단조품의 초기 소재 설계," 한국정밀공학회는 문집, 제12권, 제11호 pp. 118~203.
- (7) 정낙면, 이낙규, 양동열, 1992, "축대칭 냉간단조의 유한요소해석에서 퍼지 로직을 이용한 전방투사법," 대한기계학회논문집, Vol. 16, No. 8, pp. 1468~1483.
- (8) 김동진, 정덕진, 김병민, 최재찬, 1995, "자동차 냉방기용 내부 풀리의 냉간단조 공정 설계," 한국소성가공학회 추계학술대회 논문집, pp. 62~70.
- (9) Zienkiewicz, O. C., 1977, *The Finite Element Method*, McGraw-Hill, 3rd ed, New York.
- (10) Kobayashi, S., Oh S. I. and Altan, T., 1989, "Metal Forming and the Finite Element Method," Oxford University Press
- (11) Rumelhart, D. E., Hinton G. E. and Williams, R. J. 1986, "Learning Internal Representations by Error Propagation," *Parallel Distributed Processing* Cambridge MA: MIT Press, pp. 318~362.
- (12) Nielsen, R. H., 1987, "Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem," *IJCNN '87*, Vol. 3, pp. 11~13.
- (13) Jacobs, R. A., 1988, "Increased Rates of Convergence Through Learning Rate Adaptation," *Neural Networks*, Vol. 1, p. 295~307.
- (14) Hagiwara, M., 1992, "Theoretical Derivation of Momentum Term in Backpropagation," *IJCNN'92*, Vol. 1, p. 682~686.
- (15) 문영호, 1994, "신경회로망의 내삼특성과 영상압축에의 응용에 관한 연구," 석사학위논문 부산대학교, 부산.
- (16) Kobayashi, M., Li, M. and Sakuta, H., 1990, "Prediction of Mechanical Properties and Microstructures in Forged 1050 Aluminum by Numerical Simulation," *Light Metals* (in Japanese), Vol. 40-11, pp. 805~810.
- (17) 이상매, 김현기, Shivpuri, R. and Altan, T. 1993, "유한요소 시뮬레이션에 의한 냉간단조품의 경도예측," 한국소성가공학회 추계학술대회 논문집, pp. 56~62.