

## 해석적 지식 추론을 통한 후방 압출품의 예비 성형체 설계

김동진\*, 김병민\*\*

### Preform Design of Backward Extrusion Based on Inference of Analytical Knowledge

D. J. Kim\*, B. M. Kim\*\*

#### Abstract

This paper presents a preform design method that combines the analytic method and inference of known knowledge with neural network. The analytic method is a finite element method that is used to simulate backward extrusion with pre-defined process parameters. The multi-layer network and back-propagation algorithm are utilized to learn the training examples from the simulation results. The design procedures are two methods, the first, the neural network infer the deformed shape from the pre-defined processes parameters. The other, the network infer the processes parameters from deformed shape. Especially, the latest method is very useful to design the preform. From the desired feature, it is possible to determine the processes parameters such as friction, stroke and tooling geometry. The proposed method is useful for shop floor to decide the processes parameters and preform shapes for producing sound product.

#### 1. 서론

일반적인 공정 설계에서 설계자는 최종 제품의 형상으로부터 공정 수, 예비성형체, 각 공정에서의 금형 형상, 초기소재 치수 및 공정 변수 등을 설계하여 왔다. 이러한 설계는 단조 핸드북이나 설계자의 경험을 바탕으로 행해져 왔으며, 많은 수의 시행 착오로 인하여 시간과 비용이 많이 사용된다.

특히 예비성형체 설계는 제품의 품질을 향상시키고 생산 단가를 줄이기 위하여 공정설계 시 대단히 중요한 요소이다. 이러한 예비성형체 설계는 최근 수치 해석적 방법인 유한요소법으로 수행되고 있다[1-2]. 그러나 이러한 유한요소법을 이용한 예비성형체 설계도 많은 수의 해석을 거쳐야 한다. 따라서 이러한 단점을 보완하기 위하여 Choi 등은

유한요소법과 역추적 기법을 사용하여 예비성형체를 설계하였고[4]. Biglari 등은 역변형법(Backward Deformation Method)와 인공지능의 의사 결정 알고리즘을 이용하여 다단 성형공정의 예비성형체 금형을 설계하였다[5].

이와 마찬가지로 본 연구에서는 신경망의 학습을 통한 추론 기능을 이용하여 개방형 후방 압출품의 예비성형체를 설계하는 기법을 제시하고자 한다. 먼저 공정 변수에 따른 예비성형체의 형상을 유한요소 해석으로 구하여, 이를 신경망의 학습 데이터로 사용한다. 학습 방법은 먼저 각 공정 변수를 입력 데이터로, 이에 따른 예비성형체의 형상을 출력 데이터로 하여 임의의 공정 변수에 대한 예비성형체의 형상을 추론한다(Fig.1 a). 다음으로는 예비성형체를 입력 데이터로, 이에 따른 공정 변수를 출력 데이터로 하여 특정 예비성형체 형상에 따른 공정 변수 값을 추론한다(Fig.1 b)..

\* 부산대학교 기계기술연구소

\*\* 부산대학교 정밀 정형 및 금형 가공 연구센터

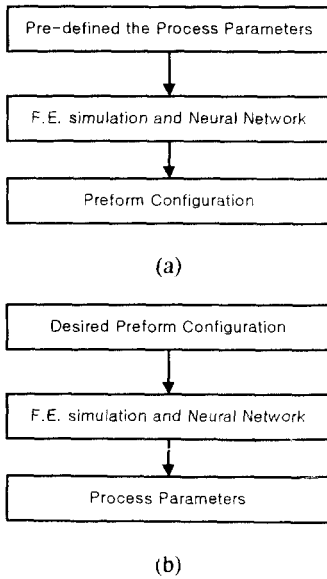


Fig. 1 Flow chart of process design with neural network

## 2. 신경망 이론

다층 퍼셉트론 신경망은 크게 입력층, 은닉층과 출력층으로 구성되어 있으며, 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습된다. 역전파 학습 알고리즘은 먼저 입력값으로부터 출력값을 계산하는 전향 단계(Feed-Forward)와 출력값과 실제 원하는 값(교사 데이터)의 오차를 계산하여 가중치를 계산하는 후향 단계(Feed-Backward)로 이루어져 있다[6]

전향 단계에서 은닉층의 출력은 입력값을 은닉층 뉴런에 연결된 입력층 뉴런들의 가중치를 곱하여 모두 합한 다음 활성화 함수를 거쳐 다음과 같이 계산된다.

$$net_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} + \theta_j \quad (1)$$

$$o_{pj} = \frac{1}{1 + e^{-net_{pj}}} \quad (2)$$

여기서  $o_{pj}$  는 은닉층에서 출력되는 값이고,

$w_{ji}$  는 입력층과 은닉층 사이의 연결강도,  $\theta_j$  는

은닉층의 임계치를 나타낸다. 은닉층의 출력값도 위와 같은 방법으로 계산된다.

후향 단계는 전향 단계에서 계산된 실제 출력과 원하는 출력과의 오차를 계산하여 연결 가중치를 조절한다. 이때 전체 오차 함수 E 는 다음과 같이 정의 된다.

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_p \sum_k (T_{pk} - O_{pk})^2 \quad (3)$$

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.

$$\Delta_p w_{kj}(n) = \eta \delta_{pk} O_{pj} + \alpha \delta_p w_{kj}(n-1) \quad (4)$$

## 3. 유한요소 해석 및 결과 고찰

### 3.1 후방 압출 공정 해석

후방 압출 공정 해석에 사용된 소재는 AISI4340 으로 초기에 1100℃로 가열된다. 금형은 SKD61 로서 초기 예열온도는 400℃이다. 본 연구에서 적용하고자 하는 제품은 항공기에 사용되는 부품으로 제품의 형상은 Fig.2 와 같은 후방압출 제품군이다. 이러한 제품군은 예비성형체를 후방 압출 공정으로 성형한 다음, 소재의 중심부를 피어싱한다. 이렇게 피어싱된 소재를 최종 금형으로 성형하여 최종 제품을 완성하게 된다[7].

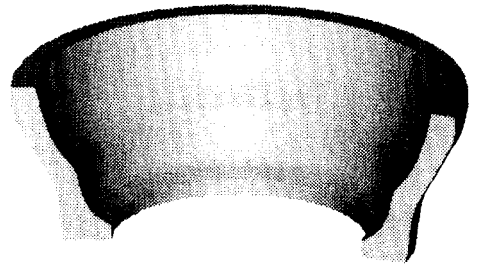


Fig.2 3-D configuration of backward extruded product

신경망 학습을 위한 공정 변수로는 Fig.3 과 같이 예비성형체를 성형하기 위한 금형의 형상으로 펀치 각도  $a=45, 70$ , 경사부 길이  $L=50, 60, 70$ , 금형의 단 높이  $H=50, 60, 70$  로 정하였다.

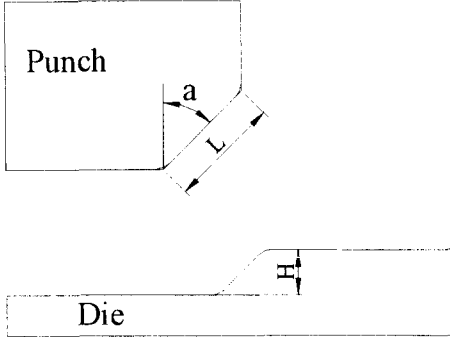


Fig.3 Predefined processes parameters

각 공정 변수들에 대한 유한요소 해석을 수행하여 그 결과들을 Fig.4 에 나타내었다.

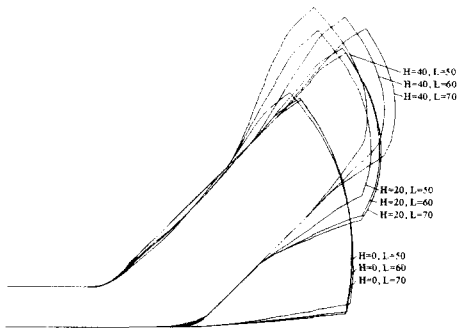


Fig.4 Deformed shape for various processes parameters( $a=45$ )

Fig.5 에 해석적 지식 추론을 위한 학습 데이터를 나타내었다. 유한요소 해석 결과인 변형 형상에서 등 간격으로 32 개의 좌표값을 선정하였다.

### 3.2 신경망 학습 I

공정 변수에 따른 변형 형상을 추론하기 위하여 입력 값으로는 펀치의 각도( $a$ ), 경사부 길이( $L$ ), 금형 단 높이( $H$ )를 선택하였고, 출력값으로는 32 개 선정점에 대한  $x, y$  좌표로 선정하였다. 그리고 신경망 학습의 효율과 학습 결과의 정도를 높이기

위하여 은닉층을 두 층으로 하여 입력층 뉴런은 3 개, 은닉층 I 은 30 개, 은닉층 II 는 20 개, 출력층 은 64 개로 하였다. 따라서 신경망의 학습 데이터는 공정 변수 조합이 9 가지이고, 이에 대해 각각 3 개의 공정 변수에 대하여 27 개의 입력 데이터와 32 개 점에 대해 576( $9 \times 32 \times 2$ )개의 출력 데이터로 구성되어 있다.

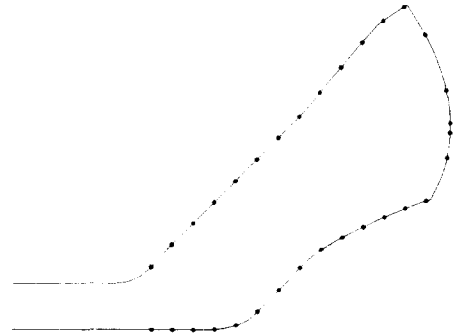


Fig.5 Example of training data sets

학습 결과를 검증하기 위하여 신경망 학습이 완료된 후  $a=70, L=30, H=65$  에 대한 변형 형상을 추론하였고, 추론 결과를 검증하기 위하여 같은 공정 조건에 대한 유한요소해석을 수행하였다. 신경망에서 추론한 결과와 실제 해석 결과가 약간의 차이는 보이지만, 거의 일치하는 형상을 얻을 수 있었다(Fig.6). 이러한 신경망의 추론 기능을 이용하여 미해석 공정 변수들에 대한 변형 형상을 실시간으로 알 수 있어, 공정 설계 시간을 많이 단축할 수 있을 것이다.

### 3.3 신경망 학습 II

일반적으로 유한요소해석으로 수행하는 예비성형체 설계는 주어진 공정 변수에 대한 예비성형체의 형상을 구하여, 원하는 형상을 얻을 수 있을 때까지 반복해서 해석을 수행한다. 이러한 해석은 주어진 공정 변수에 대한 변형형상만을 예측할 뿐, 실제 예비성형체를 설계하는데 필요한 공정 변수나 금형 형상 등에 대한 정보를 얻을 수는 없

다. 3.2 절의 학습 방법도 마찬가지로 주어진 공정 변수들에 대한 변형 형상만을 예측할 뿐, 실제 필요한 정보를 얻을 수는 없었다.

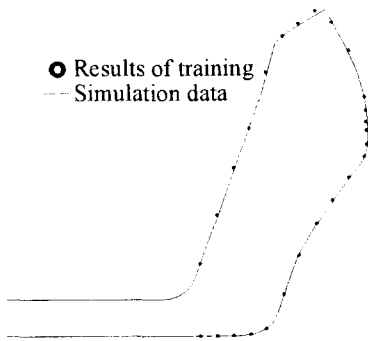


Fig 6 Results of inference with neural network for  
a=70, L=30, H=65

따라서, 앞의 학습 방법과는 달리 역으로 신경망을 학습시켜, 원하는 예비성형체를 얻기 위한 공정 변수들을 추론하였다. 먼저 신경망 학습의 입력값으로 32 개의 선정점에 대한 x, y 좌표를 선택하였고, 펀치 각도 a, 경사부 길이(L), 금형 단 높이(H) 와 성형 하중을 출력 데이터로 선정하였다. 공정 변수 a=45, L=55, H=40 에 대한 예비성형체의 형상으로 공정 변수를 추론한 결과, a=45, L=54.3, H=40.8 로 아주 유사한 추론을 하였다. 그러나 성형하중은 추론치가 554 톤, 실제 하중은 574 톤으로 약 3.5%의 차이를 보였다. 이러한 차이는 신경망의 학습 데이터의 수를 증가시켜 재 학습시켜 줄일 수 있을 것으로 생각되었다.

#### 4. 결 론

본 연구에서는 신경망의 학습을 통한 추론 기능을 이용하여 단조품의 예비성형체를 설계하는 기법을 제시하였고, 그 적용을 개방형 후방압출 제품에 적용하여 다음과 같은 결과를 얻었다.

- (1) 공정 변수를 입력 데이터로, 이에 대한 변형 형상을 출력 데이터로 하여 신경망을 학습시

켜, 미해석 부분의 변형 형상을 실시간으로 추론할 수 있었다.

- (2) 변형 형상을 입력 데이터로, 이에 대한 공정 변수를 출력 데이터로 하여 신경망을 학습시켜, 원하는 형상의 예비성형체를 얻기 위한 공정 변수 조합을 추론할 수 있었다.
- (3) 신경망의 추론기능을 도입함으로써 많은 수의 유한요소해석을 줄일 수 있고, 미해석부분의 값을 예측할 수 있어 단단계 금속 성형 공정에 요구되는 공정 설계에 유용하게 적용될 수 있을 것이다.

#### 참고문헌

1. B.S. Kang, N. Kim, S. Kobayashi, "Computer-aided preform design in forging of an airfoil section blade", *Int. J. Mach. Tools. Manufact.*, 30, p.43, 1990
2. Q. Liu, W. Shichun, S. Sheng, "Preform design in axisymmetric forging by a new FEM-UBET method", *J. Mat. Proc. Tech.*, 74, p.218-222, 1998
3. M.J. Ward, B.C. Miller, K. Davey, "Simulation of a multi-stage railway wheel and tyre forming process", *J. Mat. Proc. Tech.*, 80-81, p.206-212, 1998
4. H. Choi, M. Park, B. Kang, "Design of a piercing hole in coining process by the three-dimensional backward tracing scheme of the FEM", *J. Mat. Proc. Tech.*, 80-81, p.113-120, 1998
5. F.R. Biglari, N.P. O'Dowd, R.T. Fenner, "Optimum design of forging dies using fuzzy logic in conjunction with the backward deformation method", *Int. J. Mach. Tools Manufact.*, 38, p.981-1000, 1998
6. D.E. Rumelhart, G.E. Hinton and R.J. Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation", *Parallel Distributed Processing* Cambridge MA:MIT press, p.318, 1986
7. 김동진, 정덕진, 김병민, "성형 하중 저감을 위한 개방형 후방 압출의 신공정 설계", 한국소성가공학회, 춘계학술대회, 1999