〔논문〕 한국소성가공학회지(1999), 제8권 제4호
*Transactions of Materials Processing Vol. 8, No. 4, (1999)*

# 강소성 유한요소법과 신경망을 이용한 직사각재 인발공정에 관한 연구

김용철* · 최 영* · 김병민** · 최재찬**

(1998년 9월 28일 접수)

# A Study on the Drawing of Rectangular Rod from Round Bar by using Rigid Plastic FEM and Neural Network

**Y. C. Kim, Y. Choi, B. M. Kim and J. C. Choi**

**Abstract**

In this study, to analyze the shaped drawing process from round bar, the practical conical die with considering die radius and bearing was defined by a mathematical expression, and also a simple technique for initial mesh generation to the shaped drawing process was proposed. The drawing of rectangular section from round bar, one of the shaped drawing process, has been simulated by using non-steady state 3D rigid plastic finite element method in order to evaluate the influence of semi-die angle and reduction in area to corner filling. Other process variables such as friction constant, rectangular ratio, die radius and bearing length were fixed during the simulation. An artificial neural network has been introduced to obtain the optimal process conditions which gave rise to a fast simulation.

**Key Words** : 3D-FEM, Corner Filling, Drawing of Rectangular Rod, Reduction in Area, Semi-die Angle, Neural Network

## 1. 서 론

인발가공은 봉재, 선재 및 관재 등의 제품을 생산하는데 널리 사용되는 소성 가공 방법이다. 축대칭 인발공정과는 달리 이형재 인발공정에서는 재료의 금형 내부로의 충만성이 제품의 품질에 큰 영향을 미치므로 여기에 대한 연구가 필요하다.

축대칭 인발공정에 관한 연구는 많이 진행되어 왔다.[1] 하지만 최근에는 변압기 등과 같은 전기제품에 쓰이는 연결핀, 평케이블 등과 전자제품 및 금.은 등의 귀금속, 좁은 공간에서 높은 강성을 필요로 하는 스프링 등을 가공하기 위하여 각재 및 타원 등과 같은 이형단면의 형상이 많이 요구되고 있으며, 이로 인해 이형재 인발공정의 해석 및 금형 설계 등에 관심이 높아지고 있다.

인발 및 압출금형은 제작과 단가를 고려하여 주로 선형원추형 금형(conical die)이 이용되고 있으며, 이러한 선형원추형 금형을 이용한 이형재 인발공정의 해석을 살펴보면, Juneja와 Prakash등[2~3]은 정다각형단면 형상의 인발에 대한 상계해를 유도하였다. Basily등[4]은 원형봉

* 부산대학교 대학원
** 부산대학교 기계공학부, 정밀정형 및 금형가공 연구센터

에서 정다각형 단면형상의 인발공정에 대한 상.하계해를 이용하여 정다각형 단면의 인발공정에 대한 최적의 금형 형상을 제시하였다.

Gunasekera등[5]은 선적분법을 이용하여 선형원추형 금형 형상을 정의하고 인발 및 압출공정에 대한 상계해석을 수행하여 최적의 금형 형상을 결정하였다. 그리고 Webster등[6]은 이차요소를 사용하여 정상상태 유한요소 해석을 수행하여 상계해와 비교하였다. Yoshida등[7]은 원형봉에서 육각봉의 인발공정에 대해 상용 비선형 코드인 MARC를 이용하여 해석을 수행하고, 실험과 비교하였다. 또한 저자의 이전 연구[8]에서는 이형재 인발공정에 대해 선형원추형 인발 금형 형상을 정의하고, 초기 요소망 구성방법을 제안하였고, 3차원 강소성 유한요소법을 이용하여 원형봉에서 정사각형 단면으로의 비정상상태 해석을 수행하였다.

본 연구에서는 직사각형 인발공정에 대해 동일한 마찰조건, 직사각형비에 대해 짧은 변과 긴 변의 다이반각과 단면적 감소율을 변화시켜 각각의 다이반각과 단면적 감소율이 코너채움에 미치는 영향을 조사하였다. 일반적으로 실험이나 유한요소 해석만을 이용하여 성형공정 설계 및 금형 설계를 할 경우에는 많은 공정변수들이 제품 성형 공정에 미치는 영향을 조사해야하며, 공정변수의 조합이 많은 경우 해석이나 실험의 횟수가 증가되어 많은 시간이 요구된다. 따라서 본 연구에서는 공정변수 조합의 수를 효율적으로 줄여 적은 유한요소 해석으로 최적의 공정조건을 찾기 위하여 미해석 데이터에 대해서도 신뢰성이 높은 값을 예측할 수 있는 신경망 학습 기능[9]을 이용하였다.

## 2. 이론 해석

### 2.1 유한요소 정식화

재료의 유동해석을 위하여 본 연구에서는 강소성 유한요소법을 이용하였으며, 이의 수식화 과정은 이미 많은 문헌에 잘 알려져 있으므로 여기서는 간략하게 언급한다.

비압축성 조건을 고려하기 위하여 벌칙함수, $K$를 도입한 강소성 재료에 대한 범함수의 일차변분은 다음과 같다.

$$\delta\Pi = \int_V \bar{\sigma}\delta\dot{\bar{\varepsilon}}dV + K\int_V \dot{\varepsilon}_V\delta\dot{\varepsilon}_V dV - \int_{S_F}\bar{t}_i\delta v_i dS = 0 \quad (1)$$

여기서, $\bar{\sigma}$는 유효응력, $\dot{\bar{\varepsilon}}$는 유효변형률속도, $\bar{t}_i$는 표면력, $v_i$는 절점속도이다.

식(1)은 일반적인 유한요소 분할화 과정을 거치면 절점속도가 미지수인 비선형 방정식이 되므로 뉴우톤- 랩슨법(newton-raphson method)을 이용하여 해를 구하며, 초기 속도장은 직접 반복법(direct iteration method)을 이용하여 구한다.

### 2.2 선형 원추형 인발금형 정의

금형의 입구와 출구 형상을 퓨리어급수(fourier series)로 표현하고, 입구와 출구를 잇는 블랜딩함수(blending function)를 사용하여 선형 원추형 금형형상을 표현하였다. 금형을 선형 다이부, 다이곡률부 및 평형부 등의 3개의 구간으로 구분하고 $C^1$연속인 실제 선형원추형 금형을 표현했다.

금형의 입.출구 단면이 퓨리어급수에 의한 해석함수 $R_i(\theta)$와 $R_0(\theta)$로 주어지면, 임의의 중간단면 형상 $R(\theta, z)$는 블랜딩함수 $v(x)$를 이용하여 표현하면 다음과 같다.[10]

$$R(\theta,z) = R_i(\theta)v(z) + R_0(\theta)\big(1 - V(z)\big) \quad (2)$$

각 구간의 블랜딩함수는 다음과 같다.

1) 선형 다이부

$$v_1(z) = 1 - \frac{z}{z_3} \quad (3)$$

$$R_1(\theta,z) = R_i(\theta)v_1(z) + R_0(\theta)\big(1 - V_1(z)\big)\big(z_4 \le z \le z_5\big) \quad (4)$$

2) 다이곡률부

$$v_2(z) = a_3z^3 + a_2z^2 + a_1z + a_0 \quad (5)$$

$$R_2(\theta,z) = R_1(\theta,z_4)v_2(z) + R_0(\theta)\big(1 - V_2(z)\big)\big(z_2 \le z \le z_4\big) \quad (6)$$

여기서 다항식의 계수 $a_i$는 성형다이부와 평형부가 $C^1$연속이 되도록 결정된다.

3) 평형부

$$R_3(\theta,z) = R_0(\theta)\big(z_1 \le z \le z_2\big) \quad (7)$$

여기서 $z_1$, $z_2$, $z_3$, $z_4$, $z_5$는 Fig. 1과 같다.

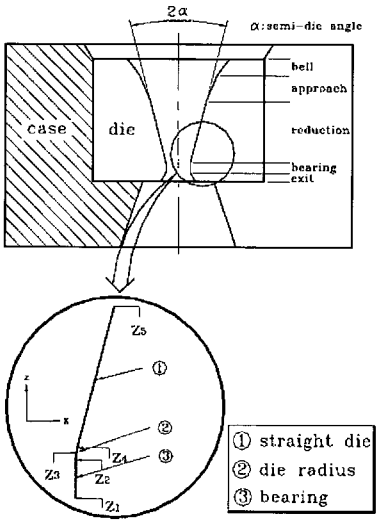
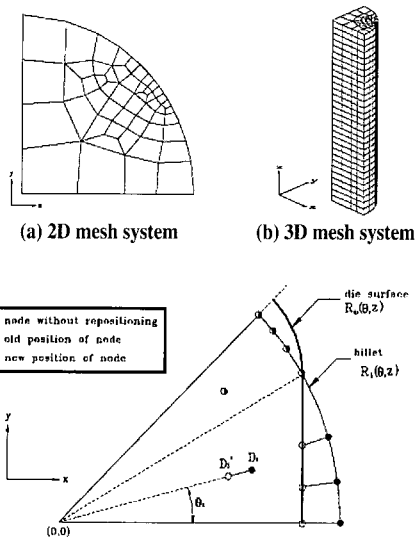
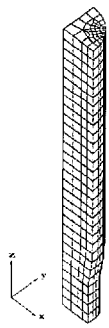



**Fig. 1 A schematic digram of straightly converging die**




**(c) A scheme of repositioning for penetrated region into die**



**(d) The final mesh system of initial billet**

**Fig. 2 A procedure of mesh system generation for shaped drawing process**

## 2.3 초기소재 모델링

인발공정시 초기소재는 초기에 인발장치에 물려야 하는 부분이 반드시 필요하므로 이를 유한요소해석에 적용하기 위한 초기소재 모델링을 강구해야 한다. 그리고 인발공정의 3차원 유한요소해석을 위해서는 소재의 3차원적인 초기요소망의 구성이 필요하다.

Fig. 2 (a)와 같이 2차원 평면상에서 임의의 소재의 단면에 대해 유한요소 격자망을 구성한 후, 이를 Fig. 2 (b)와 같이 $z$ 축방향으로 적층하여 3차원 선형 육면체 요소 격자망을 구성한다. 인발공정에서는 초기소재가 인발금형의 출구로 빠져나와 있으므로, 이를 모델링하기 위하여 Fig. 2 (c)와 같이 소재를 금형내부에서 금형 형상에 맞게 하기 위하여 금형을 파고든 영역에 대해서 절점좌표의 재구성을 통하여 새로운 유한요소 격자망을 구성한다. 절점의 좌표를 재구성하는 방법은 다음과 같다.

$$D_j' = \frac{R_0(\theta,z)\cdot D_j}{R_i(\theta,z)},\ \left(j = 1,2,...,n_p\right) \tag{8}$$

$$r_j(\theta,z) = D_j'\cos\left(\theta_j\right)\vec{i} + D_j'\sin\left(\theta_j\right)\vec{j} + z\vec{k} \tag{9}$$

여기서 $n_p$는 절점좌표의 재구성이 요구되는 절점의 수, $\theta_j$는 임의의 절점의 x 축에 대해 반시계 방향으로 이루고 있는 각도, $D_j$ 는 x-y 평면상에서 절점좌표의 재구성되기 전 절점의 원점에서의 반경방향 거리, $D_j'$는 x-y 평면상에서 재구성된 절점의 위치, $R_i(\theta,z)$는 초기 소재의 반경이고, $R_o(\theta,z)$는 금형 출구에서의 반경이고, $r_j(\theta,z)$는 새롭게 재구성된 절점의 좌표이다.

## 2.4 신경망의 적용

본 연구에서는 개발된 3차원 이형재 인발공정의 유한요소 프로그램을 이용하여 직사각형의 다이반각이 코너채움에 미치는 영향과 코너채움을 만족시키는 최적의 다이반각을 신속히 선정하기 위해 유한요소 해석결과로 역전파 학습알고리즘의 다층 퍼셉트론 신경망[9]을 적용하였다.

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.

전향 단계에서 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.

$$net_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pj} + \theta_j \tag{10}$$

$$o_{pj} = f_j\left(net_{pj}\right) \tag{11}$$

여기서, $f_j(net_{pj})$는 활성화 함수로 다음과 같이 정의는 시그모이드(sigmoid)함수이다.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{12}$$

여기서, $o_{pj}$는 은닉층에서 출력되는 값이고, $W_{ji}$는 입력층과 은닉층 사이의 연결강도, $\theta_j$는 은닉층의 임계치를 나타낸다. 은닉층에서 출력층의 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 정의된다.

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2}\sum_p \sum_k \left(T_{pk} - O_{pk}\right)^2 \tag{13}$$

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

$$\Delta_p w_{kj}(n) = \eta \delta_{pk} O_{pj} + \alpha \delta_p w_{kj}(n-1) \tag{14}$$

## 3. 유한요소 모델링 및 신경망의 적용

### 3.1 유한요소 모델링

시뮬레이션에 사용된 재료는 AISI 1045강이며, 응력-변형률 관계식은 다음과 같다.

**Table 1 Drawing process conditions of rectangular section for simulation**

| Rectangular ratio | Friction factor m | Die exit corner radius r (mm) | Die radius R (mm) | Bearing length (mm) |
|---|---|---|---|---|
| 1.5 | 0.1 | 0.3 | 0.25 | 0.6 |

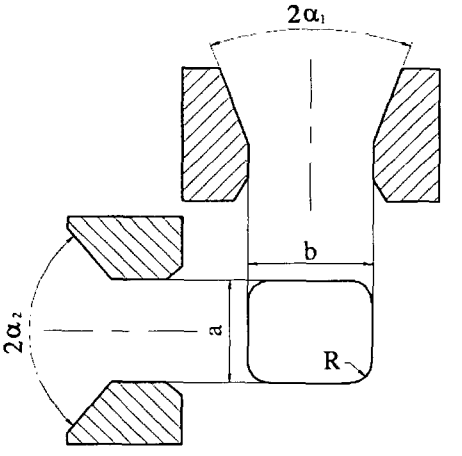



**Fig. 3 The exit cross-sectional shape of the die for simulation**

$$\bar{\sigma} = 953.37\ \bar{\varepsilon}^{0.14}\left[N/mm^2\right] \tag{15}$$

짧은 변과 긴 변의 다이반각은 Fig. 3과 같다. Fig. 3과 같이 직사각형의 긴 변과 짧은 변의 비를 직사각형비(b/a)로 정의하고, 본 연구에서는 직사각형비가 1.5인 원형봉에서 직사각재의 인발공정을 조사하였으며, 본 연구에 사용된 직사각재 출구의 형상은 a=1.1437 mm, b=1.7155 mm이다.

일반적으로 직사각형 인발금형을 제작할 때 짧은 변의 다이반각 $\alpha_2$보다 긴 변의 다이반각 $\alpha_1$이 작거나 같도록 설계한다. 따라서 본 연구에서는 긴 변과 짧은 변의 다이반각을 $5^\circ \le \alpha_1 \le 15^\circ$와 $10^\circ \le \alpha_2 \le 20^\circ$범위에서 고려하였으며 단면적 감소율은 30%, 40%로 각각 해석을 수행하였다. 공정조건을 정리하여 Table 1에 나타내었다.

### 3.2 신경망을 이용한 미충만 출구 면적의 예측

Table 2에는 Table 1의 공정 조건으로 다이반각을 설계변수로 하여, 각각의 단면적 감소율에 대해 다이반각 $\alpha_1$

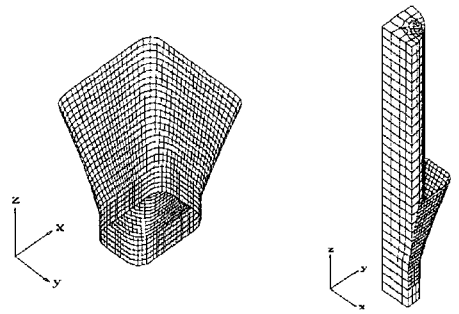
**Table 2 The condition of FE-simulation and the input data of neural network**

**(a) 30% Reduction in area**

| Trial no. | Neural network(Input data) Input layer $\alpha_1$ (degree) | Input layer $\alpha_2$ (degree) | Output layer Unfilling (%) | Drawing stress($N/mm^2$) |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 5 | 10 | 0.70 | 464.44 |
| 2 | 5 | 15 | 0.83 | 441.97 |
| 3 | 5 | 20 | 1.12 | 437.77 |
| 4 | 10 | 10 | 0.47 | 467.16 |
| 5 | 10 | 15 | 0.70 | 433.13 |
| 6 | 10 | 20 | 1.06 | 449.37 |
| 7 | 15 | 10 | 0.59 | 486.13 |
| 8 | 15 | 15 | 0.70 | 454.06 |
| 9 | 15 | 20 | 1.04 | 448.00 |
| s1 | 5 | 5 | 0.76 | 549.25 |
| s2 | 10 | 5 | 0.64 | 550.08 |
| s3 | 15 | 5 | 0.96 | 559.32 |

**(b) 40% Reduction in area**

| Trial no. | Neural network(Input data) Input layer $\alpha_1$ (degree) | Input layer $\alpha_2$ (degree) | Output layer Unfilling (%) | Drawing stress($N/mm^2$) |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 5 | 10 | 0.59 | 604.99 |
| 2 | 5 | 15 | 0.70 | 568.93 |
| 3 | 5 | 20 | 1.25 | 570.56 |
| 4 | 10 | 10 | 0.72 | 617.18 |
| 5 | 10 | 15 | 0.55 | 570.96 |
| 6 | 10 | 20 | 0.86 | 564.68 |
| 7 | 15 | 10 | 1.36 | 630.48 |
| 8 | 15 | 15 | 1.10 | 587.22 |
| 9 | 15 | 20 | 0.98 | 575.80 |
| s1 | 5 | 5 | 0.93 | 688.87 |
| s2 | 10 | 5 | 1.15 | 711.89 |
| s3 | 15 | 5 | 1.67 | 717.37 |



(a) Configuration of die geometry (b) Initial billet

**Fig. 4 Die geometry and initial billet**

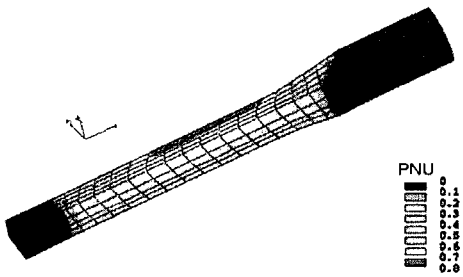
과 $\alpha_2$를 조합한 유한 요소 시뮬레이션의 수행 조건을 나타내었다. 다이반각은 고려한 범위에서 3등분으로 나누어, 각각의 $\alpha_1$과 $\alpha_2$를 조합한 9(3×3=9)번의 유한요소 해석을 각각의 단면적 감소율에 대해 수행하였다. 해석은 개발된 3차원 강소성 유한요소 프로그램을 사용하였으며, 초기소재와 금형의 형태는 Fig. 4와 같다. 시뮬레이션결과의 미충만 출구 면적을 계산하여 Table 2에 나타내었다.

본 연구에서는 직사각형 인발 공정의 코너 채움을 만족시키는 최적의 다이반각을 선정하기 위해 신경망을 적용하였다.

신경망 학습을 위해 코너채움에 대한 공정변수의 영향을 조사하였다. 이전연구[8]에서 정다각재 인발의 경우 대각선비(diagonal ratio)를 정의하여 각 공정조건에 대한 코너채움을 정량적으로 평가할 수 있었으나, 직사각재 인발의 경우, 긴 변과 짧은 변의 길이의 차로 인해 대각선비로 코너채움을 정량적으로 평가하기 어렵다. 본 연구에서는 재료의 금형출구에서의 미충만 출구 면적을 이용하여 각 공정변수들의 코너채움에 대한 영향을 정량적으로 조사하고자 한다. 먼저, 다이반각을 신경망의 입력층 값으로 하고 미충만 출구 면적을 신경망의 출력층 값으로 학습한 후, 학습된 신경망의 가중치와 임계값을 이용하여 미충만 출구 면적을 최소로 하는 다이반각 조합의 범위를 예측하였다.

## 4. 결과 및 고찰

단면적 감소율에 대한 다이반각 $\alpha_1$, $\alpha_2$의 조합에 따라 다이반각이 재료의 코너채움에 미치는 영향을 조사하였다. 모든 시뮬레이션은 Fig. 5에서 보여진 것과 같이 정상상태가 되도록 수행하였다. 각 시뮬레이션 결과는 출구



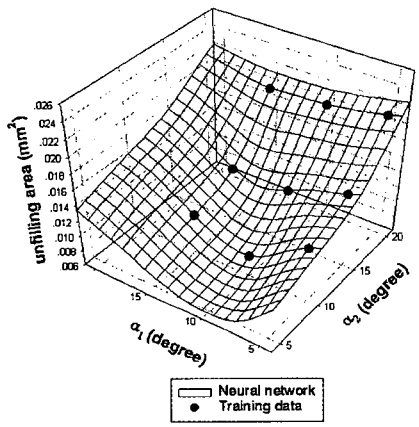

$(\alpha_1 = 8^\circ,\ \alpha_2 = 14^\circ)$

**Fig. 5 Effective strain distribution(RA40%)**

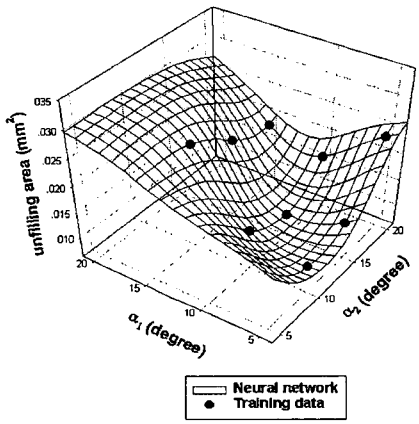
단면에서 유동방향으로 재료의 유효변형률 분포가 균일하기 때문에 정상상태에 도달하였음을 확인할 수 있었다.

미충만 출구 면적이 최소가 되는 다이반각을 찾기 위해, 다이반각을 신경망의 입력값으로 하고 미충만 출구 면적을 출력값으로 신경망을 학습하여, 임의의 다이반각 조합 $(4^\circ \le \alpha_1 \le 21^\circ,\ 4^\circ \le \alpha_2 \le 21^\circ)$이 갖는 미충만 출구 면적을 예측하였다.

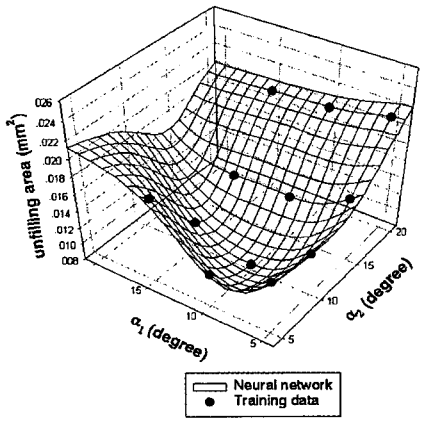
접촉한 절점의 절점력이 인장인 경우 그 절점을 자유절점으로 처리하였다. 인발시 금형출구부의 소재의 절점은 항상 인장력을 받게되어 금형으로부터 떨어져 자유절점이 된다. 그러므로 유한요소 해석결과는 언제나 양인 미충만 출구 면적을 가지게 된다. 유한요소 해석 결과를 분석하면



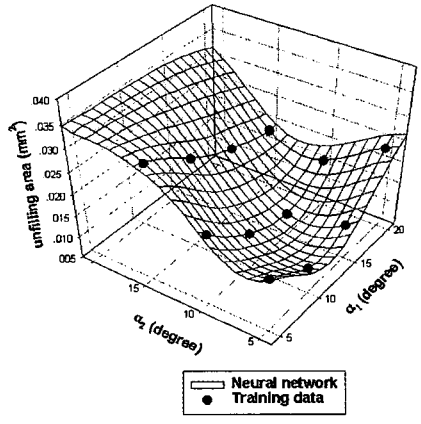

(a) RA30%, with no additional simulations




(b) RA40%, with no additional simulations




(c) RA40%, with additional simulations




(d) RA40%, with additional simulations

**Fig. 6 Outputs of neural network using test data in drawing process**

완전한 코너채움이 이루어진 경우 미충만 출구 면적은 최대 0.009 $mm^2$(0.50%)정도이다. 신경망 적용시 유한요소 모델링 오차를 고려하여 미충만 출구 면적의 한계값을 0.01 $mm^2$(0.53%)로 설정하였다. 따라서 미충만 출구 면적이 0.01 $mm^2$(0.53%)이하에서는 완전한 코너채움이 이루어진다고 생각하였다. Fig. 6은 신경망 학습 결과를 보여주고 있다. 그림에서 둥근 점은 유한요소 해석 데이터이고, 그물망은 이 데이터를 학습 데이터로 학습시킨 신경망 결과이다.

Fig. 6 (a)는 단면적 감소율 30%에 대한 신경망 학습결과를 보여준다. 미충만 출구 면적이 긴 변의 다이반각 $\alpha_1$에 대해서는 최소범위가 존재하지만, 짧은 변의 다이반각 $\alpha_2$에 대해서는 다이반각 $\alpha_2$가 감소할수록 미충만 출구 면적이 감소하는 경향을 보이고 있다. 이 때 찾아진 완전한 코너채움이 이루어지는 $\alpha_1$과 $\alpha_2$의 범위는 Fig. 6 (a)에서 $6^\circ \le \alpha_1 \le 15^\circ$와 $4^\circ \le \alpha_2 \le 12^\circ$임을 예측할 수 있다. 신경망 학습으로 찾아진 최적의 다이반각 조합은 $\alpha_1 = 9^\circ$와 $\alpha_2 = 4^\circ$이다.

Fig. 6 (b)는 단면적 감소율 40%에 대한 신경망 학습결과를 나타낸 것이다. 각각의 다이반각에 대해 미충만 출구 면적이 최소가 되는 범위가 존재함을 알 수 있다. 완전한 코너채움이 이루어지는 다이반각 범위는 $7^\circ \le \alpha_1 \le 9^\circ$, $13^\circ \le \alpha_2 \le 15^\circ$이며, 신경망 학습에 의해 찾아진 최적의 다이반각 조합은 $\alpha_1 = 8^\circ$와 $\alpha_2 = 14^\circ$이다.

신경망 학습으로 찾아진 각각의 단면적 감소율에 대한 최적 다이반각 조합으로 검증 유한요소 해석을 수행하였다. 단면적 감소율 40%의 경우 미충만 출구 면적 검증값과 신경망 결과값이 각각 0.49%와 0.51%로 미소한 차이를 보이나 두 경우 모두 완전한 코너채움이 발생하였다. 하지만 단면적 감소율 30%의 경우 검증값과 신경망 결과값이 각각 0.64%와 0.38%로 단면적 감소율 40%의 결과와 비교해 많은 차이를 보이고, 신경망 결과값은 완전한 코너채움이 이루어지지만, 검증값에선 코너채움이 이루어지지 않음을 알 수 있다. 단면적 감소율 40%의 경우 미충만 출구 면적이 최소가 되는 다이반각 범위와 최적값이 본 연구에서 고려한 다이반각의 범위($5^\circ \le \alpha_1 \le 15^\circ$, $10^\circ \le \alpha_2 \le 20^\circ$)에 존재하고 있으나, 단면적 감소율 30%의 경우 짧은 변의 다이반각 $\alpha_2$는 본 연구에서 고려된 다이반각 범위 외에 최적 값과 최적 범위가 존재함을 알 수 있다. 또한 Fig. 6 (a)에서 다이반각 $\alpha_2$가 작아질수록 미충만 출구 면적이 감소하고 있는 것을 볼 수 있다.

신경망 학습 결과는 고려된 학습 데이터의 내삽(interpolation)결과는 신뢰도가 높으나, 학습 데이터의 외삽(extrapolation)결과는 해의 정도가 떨어지는 경향이 있다.[11] 단면적 감소율 30%일 경우 다이반각 $\alpha_2$에 대해 최적값과 최적 범위가 외삽결과에 존재하고 있으며, 신경망 결과도 검증 유한요소 해석 결과와 많은 차이가 난다. 따라서 짧은 변의 다이반각 $\alpha_2 = 5^\circ$에 대해서 긴 변의 다이반각 $\alpha_1 = 5^\circ$, $10^\circ$ 및 $15^\circ$로 3번의 유한요소 해석을 추가로 수행하였으며, 그 결과를 Table 2 (a)에 나타내었다. Fig. 6 (c)는 단면적 감소율 30%에 대해 Table 2 (a)의 12번의 유한요소 해석결과로 재학습시킨 신경망 결과를 나타낸다. 재학습되기 전의 결과와 비교할 때, 다이반각 $\alpha_2$에 대해서도 최소값이 존재함을 알 수 있다. 학습 데이터 범위 내에서의 두 결과는 유사하지만, 학습 데이터 범위 밖의 결과는 약간의 차이를 보인다. Fig. 6 (c)에서 완전한 코너채움이 이루어지는 다이반각 $\alpha_1$과 $\alpha_2$의 범위는 $8^\circ \le \alpha_1 \le 14^\circ$와 $7^\circ \le \alpha_2 \le 13^\circ$임을 예측할 수 있다. 이 때 최적의 다이반각 조합은 $\alpha_1 = 10^\circ$와 $\alpha_2 = 10^\circ$이다. 최적의 다이반각 조합에 의해 유한요소 해석을 수행하였으며, 그 결과 검증값과 신경망 결과값은 각각 0.47%와 0.47%로 잘 일치하였다. 또한 짧은 변의 다이반각 $\alpha_2$에 대한 영향을 알아보기 위한 3번의 유한요소 해석결과를 추가하여 재학습된 신경망 결과, 미충만 출구 면적이 최소가 되는 범위와 최적값이 다시 고려된 다이반각 범위($5^\circ \le \alpha_1 \le 15^\circ$, $5^\circ \le \alpha_2 \le 20^\circ$)내에 있음을 알 수 있다. 따라서 단면적 감소율 30%의 경우 3번의 유한요소 해석을 추가로 수행한 후 재학습된 신경망의 결과가 더 타당하다고 할 수 있으며, 그 결과의 타당성을 검증하기 위해서 최적의 결과를 포함하여 6차례의 유한요소 해석을 수행한 후, 그 결과를 Table 3 (a)에 나타내었다.

단면적 감소율 40%의 경우 단면적 감소율 30%와 마찬가지로 3번의 유한요소 해석을 추가로 수행하여 그 결과를 Table 2 (b)에 나타내었다. 12번의 유한요소 해석 결과로 신경망을 재학습한 후, Fig.6 (d)에 나타내었다. Fig.6 (b)의 결과와 비교하여 단면적 감소율 30%일 때와 마찬가지로 학습 데이터 범위 내에서의 결과는 유사하지만, 학습 데이터 범위 외에서의 결과는 차이가 있었다. 미충만 출구 면적을 최소로 하는 완전한 코너채움이 이루어지는 다이반각 범위는 $6^\circ \le \alpha_1 \le 9^\circ$, $13^\circ \le \alpha_2 \le 15^\circ$이며, 최적의 다이반각 조합은 $\alpha_1 = 7^\circ$와 $\alpha_2 = 13^\circ$이다. 단면적 감소율 30%와 마찬가지로 신경망 결과를 검증하기 위해서 6차례의 유한요소 해석을 수행하였으며, 결과를 Table 3 (b)에 나타내었다.

**Table 3 Verification of neural network results using FE-simulation**

**(a) 30% Reduction in area**

| Case | $\alpha_1$ (°) | $\alpha_2$ (°) | Unfilling Area(%) | | Coner filling | Drawing stress ($N/mm^2$) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | FE-simulation | Neural network | | |
| 1 | 6 | 12 | 0.76 | 0.64 | unfilling | 462.77 |
| 2 | 9 | 4 | 0.64 | 0.67 | unfilling | 483.87 |
| 3 | 8 | 8 | 0.49 | 0.50 | filling | 491.80 |
| 4 | 10 | 12 | 0.53 | 0.50 | filling | 460.02 |
| 5 | 14 | 12 | 0.53 | 0.52 | filling | 460.33 |
| 6 | 14 | 5 | 0.85 | 0.89 | unfilling | 582.80 |

**(b) 40% Reduction in area**

| Case | $\alpha_1$ (°) | $\alpha_2$ (°) | Unfilling Area(%) | | Coner filling | Drawing stress ($N/mm^2$) |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | FE-simulation | Neural network | | |
| 1 | 6 | 12 | 0.57 | 0.54 | unfilling | 557.62 |
| 2 | 7 | 13 | 0.53 | 0.52 | filling | 587.33 |
| 3 | 8 | 14 | 0.49 | 0.51 | filling | 571.50 |
| 4 | 8 | 15 | 0.47 | 0.52 | filling | 566.88 |
| 5 | 9 | 15 | 0.47 | 0.52 | filling | 563.55 |
| 6 | 13 | 12 | 1.00 | 1.02 | unfilling | 615.47 |

Table 3에서 신경망으로 예측한 미충만 출구 면적과 유한요소 해석결과는 수치적으로 미소한 차이는 있었으나, 코너채움에 대한 경향은 잘 일치함을 알 수 있다.

Table 2와 Table 3에서 단면적 감소율이 30%일 경우 미충만 출구 면적에 대한 최적의 다이반각 조합은 $\alpha_1=10°$와 $\alpha_2=10°$이었고, 단면적 감소율 40%일 경우 $\alpha_1=8°$, 9°와 $\alpha_2=15°$이었으며, 이 때 미충만 출구 면적은 각각 0.47%와 0.47%이었다.

각각의 단면적 감소율에 대해 살펴보면, 단면적 감소율 30%일 경우 각각의 다이반각이 최적의 범위에서 서로 같거나, 1°~2°정도 차이가 날 때 코너채움이 잘 이루어짐을 알 수 있고, 단면적 감소율이 40%일 경우 $\alpha_1$이 $\alpha_2$보다 작은 편이 코너채움이 잘 이루어지는 경향이 있으나, 너무 큰 차이는 오히려 미충만 출구 면적이 증가한다는 것을 알 수 있다. Table 2 (b)와 Table 3 (b)의 결과로부터 $\alpha_1$이 $\alpha_2$보다 5°~7°정도 작은 범위에서 코너채움이 잘 됨을 알 수 있다.

Yoshida등[7]의 연구와 저자의 이전연구[8]에서 정다각재 인발의 경우 단면적 감소율이 증가함에 따라 코너채움이 잘 이루어졌으며, 각 단면적 감소율에 대해 코너채움이 잘 이루어지는 다이반각이 존재하였으며, 이 다이반각은 단면적 감소율이 증가함에 따라 증가하는 경향을 나타내었다. 본 연구에서 직사각재 인발공정의 경우 짧은 변의 다이반각 $\alpha_2$는 Yoshida등[7]의 연구와 같이 단면적 감소율이 증가함에 따라 증가하는 경향을 나타내었으나, 긴 변의 다이반각 $\alpha_1$은 단면적 감소율이 증가함에 따라 같거나, 1°~2°정도 줄어드는 경향을 나타내었다.

코너채움이 이루어지는 최적범위의 다이반각 조합에서는 각각의 단면적 감소율에 대해 인발응력이 크게 차이가 나지 않았으나, 단면적 감소율이 커질수록 인발응력이 증가함을 알 수 있었다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 강소성 유한요소법을 이용하여 원형봉에서 직사각재 인발공정에서 단면적 감소율에 대해 짧은 변과 긴 변의 다이반각을 변화시켜 각각의 다이반각이 코너채움에 미치는 영향을 조사하였으며, 신경망을 이용하여 직사각재 코너부를 채우는 다이반각 범위를 찾을 수 있었다.

1) 단면적 감소율 30%의 경우 각각의 다이반각이 같거나, 1°~2°정도 차이가 날 때 코너채움이 잘 이루어졌으며, 미충만 출구 면적이 최소가 되는 다이반각의 최적 범위는 $8° \le \alpha_1 \le 14°$와 $7° \le \alpha_2 \le 13°$임을 예측할 수 있었다. 이 때 최적의 다이반각 조합은 $\alpha_1=10°$와 $\alpha_2=10°$였다.

2) 단면적 감소율 40%의 경우 $\alpha_1$이 $\alpha_2$보다 작은 편이 코너채움이 잘 이루어지는 경향이 있으나, 너무 큰 차이는 오히려 미충만 출구 면적이 증가한다는 것을 알 수 있으며, $\alpha_1$이 $\alpha_2$보다 5°~7°정도 작은 범위에서 코너채움이 잘 이루어짐을 알 수 있다. 미충만 출구 면적을 최소로 하는 다이반각의 범위는 $6° \le \alpha_1 \le 9°$와 $13° \le \alpha_2 \le 15°$이었으며, 최적의 다이반각 조합은 $\alpha_1=8°$, 9°와 $\alpha_2=15°$이었다.

3) 정다각재 인발공정과는 달리 코너채움이 잘 이루어지는 다이반각은 단면적 감소율이 증가함에 따라 긴 변의 다이반각 $\alpha_1$은 같거나 줄어들고, 짧은 변의 다이반각 $\alpha_2$는 증가하는 것을 알 수 있었다.

## 후 기

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

## 참고문헌

(1) B. Avitzur, 1968, Metal Forming : Process and Analysis, McGraw-Hill, New York.

(2) B. L. Juneja and R. Prakash, 1975, "An Analysis for Drawing and Extrusion of Polygonal Sections", Int. J. Mach. Tool Des. Res., Vol. 15, pp.1～30.

(3) R. Prakash and Q. M. Khan, 1979, "An Analysis of Plastic Flow through Polygonal Converging Dies with Generalized Boundaries of The Zone of Plastic Deformation", Int. J. Mach. Tool Des. Res., Vol. 19, pp.1～19.

(4) B. B. Basily and D. H. Sansome, 1976, "Some Theoretical Considerations for the Direct Drawing of Section Rod from Round Bar", Int. J. Mech. Sci., Vol. 18, pp.201～208.

(5) J. S. Gunasekera and S. Hoshino, 1982, "Analysis of Extrusion or Drawing of Polygonal Sections Through Straightly Converging Dies", Trans. ASME, Vol. 104, pp.38～45.

(6) C. R. Bo r and W. D. Webster, Jr., 1985, "Direct Upper-Bound Solution and Finite Element Approach to Round-To-Square Drawing", Trans. of ASME, Vol. 107, pp.254～260.

(7) Kazunari Yoshida, Shiro Yamada, Seiichiro Suzuki, Kazuhiro Maeda, 1994,¡ Mechanics of Deformation in Round-to-Hexagon Drawing by FEM ¡,-第45回塑性加工連合講演會, pp.161~164.

(8) 김호창, 최영, 김병민, 1998, "비정상상태 이형재 인발공정의 3차원 강소성 유한요소 해석", 정밀공학회, pp.119～128.

(9) 고대철, 김동환, 김병민, 최재찬, 1997, "가공성을 고려한 다단계 금속성형공정의 예비성형체 설계방법: 다구찌 방법을 이용한 신경망의 적용", 대한기계학회 추계학술대회논문집 A, pp.878～883.

(10) D. Y. Yang, C. H. Han and M. U. Kim, 1986, "A Generalized Method for Analysis of Three Dimensional Extrusion of Arbitrarily-Shaped Sections" , Int. J. Mech. Sci., Vol. 28 pp.517~534.

(11) Hornik, K., 1989, "Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators", Neural Networks, Vol. 2, pp.359~366.