

# 원형봉에서 사각재 인발 공정의 코너 채움에 관한 연구

김용철\*, 김동진\*, 김병민\*\*

## A Study on the Corner Filling in the Drawing of Quadrangle Rod from Round Bar

Yong Chul Kim\*, Dong Jin Kim\*, and Byung Min Kim\*\*

### ABSTRACT

The corner filling in shaped drawing process is an important characteristic, unlike the round drawing. It has also influence on the dimensional accuracy of the product. In this study, therefore, the shaped drawing process has been simulated by the three dimensional rigid-plastic finite element method in order to investigate the effect of process variables such as reduction in area and semi-die angle to the corner filling. The artificial neural network has also been introduced to reduce the number of simulations. To verify the results of simulations, experiments have been performed on the real industrial products. According to the results, the main process variable on the corner filling is the combination of semi-die angle in the irregular shaped drawing processes, but in the case of regular shaped drawing processes, reduction in area has great influence on the corner filling.

**Key Words** : 3D-FEM(3차원 유한요소법), Drawing of Quadrangle Rod(사각재 인발), Corner Filling(코너 채움), Reduction in Area(단면적 감소율), Semi-die Angle(다이 반각), Artificial Neural Network(인공신경망)

### 1. 서론

인발가공은 봉재, 선재 및 관재 등의 소재를 다이를 통하여 잡아 당김으로서 단면적 감소와 길이를 증가시키는 기본적인 소성가공 방법으로, 외력으로 인장력을 작용시키나 다이벽면과 소재간에는 압축력이 작용한다. 최근, 정사각형, 직사각형, 타원형 등의 비정다각형 단면을 가진 제품들이 전기제품에 많이 쓰이는 연결핀, 변압기의 평케이블 등에 많이 사용되고 있다. 또한 금·은 등의 귀금속, 좁은

공간에서 높은 강성을 필요로 하는 각재 스프링 등에 대한 수요가 높아져 이형재 인발에 관한 관심이 높아지고 있다. 이형재 인발에서는 제품의 치수 정도의 측면에서 최종 제품의 금형 내부로의 코너 채움이 아주 중요하다.

이형재 인발 공정에 대한 실험 및 이론적 연구들이 많이 행해져 왔다. Juneja와 Prakash등<sup>(1,2)</sup>은 정다각형 단면 형상의 인발에 대한 상계해를 유도하였다. Basily등<sup>(3)</sup>은 원형봉에서 정다각형 단면형상의 인발 공정에 대한 상하계해를 이용하여 정다각

\* 부산대학교 대학원

\*\* 부산대학교 기계공학부, 정밀정형 및 금형가공 연구센터

형 단면의 인발 공정에 대한 최적의 금형 형상을 제시하였다. Webster등<sup>(4)</sup>은 이차요소를 사용하여 정상상태 유한요소 해석을 수행하였으며, 상계해와 비교하였다. Brucker등<sup>(5)</sup>은 원형 및 사각형 소재로부터 이형형상 다단계 인발에 관한 CAD시스템을 개발하였다. Yoshida등<sup>(6)</sup>은 원형봉에서 육각봉의 인발 공정에 대해 상용 비선형 유한요소 해석 코드인 MARC를 이용하여 해석을 수행하고, 실험과 비교하였다. Kim등<sup>(7)</sup>은 3차원 강소성 유한요소법을 이용하여 원형봉에서 정사각형 단면의 인발 공정에 대한 성형한계 및 코너 채움에 대한 연구를 수행하였다. 또한 Kartik등<sup>(8)</sup>은 직사각형 중공관 인발에 대한 유틸리티 프로그램을 개발하여 2단계 중공관 인발에 적용하였다.

이전 연구<sup>(9)</sup>에서는 직사각재 인발 공정에 대해 제품의 코너 채움에 미치는 영향을 조사하였다. 본 연구에서는 이전 연구<sup>(9)</sup>에 연속하여 원형봉에서 정사각재 및 직사각재 인발 공정에 대해 동일한 마찰 조건에 대해 다이 반각과 단면적 감소율을 변화 시켜가면서 다이 반각과 단면적 감소율이 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 미치는 영향을 조사하였다. 또한 본 연구의 이론적 해석 결과를 검증하기 위하여 연구 결과를 실제 사각 단면 연결편으로 사용되고 있는 제품의 인발에 적용하였다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 유한요소 정식화

비압축성 조건을 고려하기 위하여 벌칙함수, K를 도입한 강소성 재료에 대한 범함수의 일차변분은 다음과 같다.

$$\delta \Pi = \int_V \bar{\sigma} \delta \bar{\epsilon} dV + K \int_V \bar{\epsilon}_v \delta \bar{\epsilon}_v dV - \int_{S_f} \bar{t}_i \delta v_i dS = 0 \quad (1)$$

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

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

### 2.2 신경망의 적용

본 연구에서는 사각재 인발 공정에서 다이 반각

과 단면적 감소율이 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 미치는 영향을 조사하기 위하여 개발된 3차원 이형재 인발 공정 유한요소 해석 프로그램을 이용하였다. 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 역전파 학습 알고리즘(back-propagation learning algorithm)의 다층 퍼셉트론 신경망(multi-layer perceptron neural network) 학습 기능<sup>(10)</sup>을 이용하였다.

다층 퍼셉트론 신경망은 크게 입력층, 은닉층과 출력층으로 구성되어 있으며, 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습된다. 역전파 학습 알고리즘은 먼저 입력값으로부터 출력값을 계산하는 전향(feed-forward) 단계와 출력값과 실제 원하는 값(교사 데이터)의 오차를 계산하여 가중치를 계산하는 후향(feed-backward) 단계로 이루어져 있다.

전향 단계에서 은닉층의 출력은 입력값을 은닉층 뉴런에 연결된 입력층 뉴런들의 가중치에 곱하여 모두 합한 다음 활성화 함수를 거쳐 계산된다. 이 은닉층의 출력  $op_j$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$net_{pj} = \sum_j w_{ji} o_{pj} + \theta_j \quad (2)$$

$$o_{pj} = f_j(net_{pj}) \quad (3)$$

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

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4)$$

여기서,  $op_j$ 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 E는 다음과 같이 정의된다.

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_p \sum_k (T_{pk} - O_{pk})^2 \quad (5)$$

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.

$$\Delta_p w_{kj}(n) = \eta \delta_{pk} O_{pj} + \alpha \delta_p w_{kj}(n-1) \quad (6)$$

### 3. 유한요소 모델링 및 신경망의 적용

#### 3.1 유한요소 모델링

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

$$\bar{\sigma} = 953.37 \bar{\epsilon}^{0.14} \text{ [N/mm}^2\text{]} \quad (7)$$

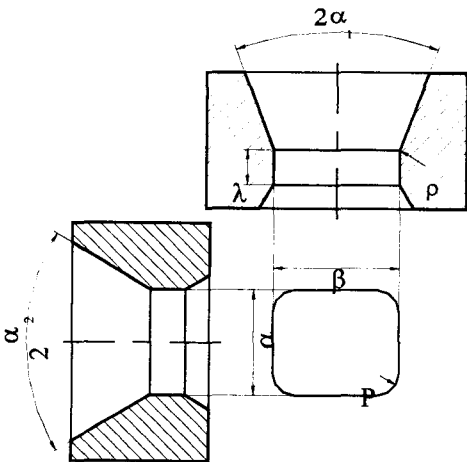


Fig. 1 The exit cross-sectional shape of the die for simulation

해석에 사용된 금형 형상을 Fig. 1에 나타내었다. Fig. 1에서 긴 변의 다이 반각을  $\alpha_1$ , 짧은 변의 다이 반각을  $\alpha_2$ 로 하였으며, 직사각형의 긴 변과 짧은 변의 비를 직사각형 비( $b/a$ )로 정의하였고, 본 연구에서는 원형봉에서 직사각형 비가 1.0인 정사각재 인발 공정과 원형봉에서 직사각형 비가 1.5인 직사각재 인발 공정에 대하여 조사하였다. 해석에 사용된 금형의 출구 형상은 정사각재 인발 공

에 대해서는  $a=b=1.40\text{mm}$ 이며,  $R=0.3\text{mm}$ 로 하였고, 직사각재 인발 공정에 대해서  $a=1.14\text{mm}$ ,  $b=1.72\text{mm}$ 이며,  $R=0.3\text{mm}$ 로 설정하였다. 다이 반각은 일반적으로 직사각형 인발 금형을 제작할 때 짧은 변의 다이 반각  $\alpha_2$ 보다 긴 변의 다이 반각  $\alpha_1$ 이 작거나 같도록 설계하므로 본 연구에서는 직사각재 인발에 대해서 긴 변과 짧은 변의 다이 반각을 현장에서 사용되고 있는 범위인  $5^\circ \leq \alpha_1 \leq 15^\circ$  와  $5^\circ \leq \alpha_2 \leq 20^\circ$  범위로 고려하였다. 하지만 정사각재 인발과 같이 정다각재 인발 공정의 경우  $\alpha_1$ 과  $\alpha_2$ 는 원형봉에서 원형봉 인발과 같이 일반적으로 동일한 값으로 된다. 따라서 본 연구에서는 현장에서 사용되고 있는 범위인  $5^\circ \leq \alpha_1 = \alpha_2 \leq 25^\circ$  범위에서 고려하였다. 단면적 감소율 또한 현장에서 사용되고 있는 범위에서 선택하였으며, 직사각형 비 1.5인 직사각재 인발 공정에 대해서는 30%, 40%를 고려하였으며, 직사각형 비 1.0인 정사각재 인발 공정에 대해서 각각 20%, 25%로 해석을 수행하였다. 각재 인발 시 중요한 공정 변수는 다이 반각, 단면적 감소율, 단면 형상비, 윤활 조건 등이 있다. 하지만 각재 인발 공정 시 윤활 조건은 현장에서 일반적으로 인산염 피막 처리를 하여 수행하고 있다. 따라서 본 연구에서는 해석의 조합 수를 줄이기 위하여 여러 가지 공정 변수 중 먼저 윤활 조건에 대해 예비 연구를 다음과 같이 수행하였다. 먼저 현장에서 사용되고 있는 여러 가지 인산염에 대해서 마찰 시험을 수행하여 마찰 상수를 구하였다. 그 범위는  $m=0.08 \sim 0.12$ 였으며, 이 범위를 3단계로 나누어  $m=0.08$ ,  $m=0.1$ ,  $m=0.12$ 에 대해서 유한요소 해석을 수행하였다. 사용한 금형은 직사각형비가 1.5로 단면형상이  $a=1.14\text{mm}$ ,  $b=1.72\text{mm}$ ,  $R=0.3\text{mm}$ 였으며, 다이 반각은  $\alpha_1=10^\circ$ ,  $\alpha_2=15^\circ$ 로 선택하였다. 유한요소 해석 결과를 통하여 윤활 조건이 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 미치는 영향을 평가하였으며, 그 결과를 Table 1에 나타내었다. Table 1에서도 알 수 있듯이  $m=0.08 \sim 0.12$ 사이에서 코너 채움의 변화가 0.03%로 거의 영향이 없음을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 사각재 인발 공정 시 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 미치는 영향에 대해 조사하기 위하여 현장에서 일반적으로 사용되고 있는 윤활 조건인 인산염 피막처리에 대하여 다이 반각, 단면적 감소율, 직사각형 비를 변화시켜가면서 연구를 수행하였으며, 이때 마찰 상수 값은  $m=0.1$ 로 설정하였다. 공정조건을 Table 2에 정리하였다.

Table 1 Under-filling area according to each friction factor

|                        |      |      |      |
|------------------------|------|------|------|
| Friction factor m      | 0.08 | 0.1  | 0.12 |
| Under-filling area (%) | 0.54 | 0.55 | 0.57 |

Table 2 Drawing process conditions of rectangular section for simulation

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

### 3.2 신경망을 이용한 미충만 출구 면적 예측

Table 3와 Table 4에 각각의 직사각형 비에 대해 각각 고려된 단면적 감소율에 대한 유한요소 해석 수행조건을 나타내었다.

Table 3 The condition of FE-simulation and the input data of neural network with the rectangular ratio 1.5

(a) Reduction in area 30%

| Trial no. | Neural network(Input data) |                | Output layer           | Drawing stress ( $N/mm^2$ ) |
|-----------|----------------------------|----------------|------------------------|-----------------------------|
|           | Input layer                | Output layer   |                        |                             |
|           | $\alpha_1$ (°)             | $\alpha_2$ (°) | Under-filling area (%) |                             |
| 1         | 5                          | 5              | 0.76                   | 549.25                      |
| 2         | 5                          | 10             | 0.70                   | 464.44                      |
| 3         | 5                          | 15             | 0.83                   | 441.97                      |
| 4         | 5                          | 20             | 1.12                   | 437.77                      |
| 5         | 10                         | 5              | 0.64                   | 550.08                      |
| 6         | 10                         | 10             | 0.47                   | 467.16                      |
| 7         | 10                         | 15             | 0.70                   | 433.13                      |
| 8         | 10                         | 20             | 1.06                   | 449.37                      |
| 9         | 15                         | 5              | 0.96                   | 559.32                      |
| 10        | 15                         | 10             | 0.59                   | 486.13                      |
| 11        | 15                         | 15             | 0.70                   | 454.06                      |
| 12        | 15                         | 20             | 1.04                   | 448.00                      |

(b) Reduction in area 40%

| Trial no. | Neural network(Input data) |                | Output layer           | Drawing stress ( $N/mm^2$ ) |
|-----------|----------------------------|----------------|------------------------|-----------------------------|
|           | Input layer                | Output layer   |                        |                             |
|           | $\alpha_1$ (°)             | $\alpha_2$ (°) | Under-filling area (%) |                             |
| 1         | 5                          | 5              | 0.93                   | 688.87                      |
| 2         | 5                          | 10             | 0.59                   | 604.99                      |
| 3         | 5                          | 15             | 0.70                   | 568.93                      |
| 4         | 5                          | 20             | 1.25                   | 570.56                      |
| 5         | 10                         | 5              | 1.15                   | 711.89                      |
| 6         | 10                         | 10             | 0.72                   | 617.18                      |
| 7         | 10                         | 15             | 0.55                   | 570.96                      |
| 8         | 10                         | 20             | 0.85                   | 564.68                      |
| 9         | 15                         | 5              | 1.67                   | 717.37                      |
| 10        | 15                         | 10             | 1.36                   | 630.48                      |
| 11        | 15                         | 15             | 1.10                   | 587.22                      |
| 12        | 15                         | 20             | 0.98                   | 575.80                      |

직사각형 비 1.5에 대해서는 고려된 다이 반각 범위에서 등간격으로  $\alpha_1$ 은 3등분  $\alpha_2$ 는 4등분하였으며, 각각의  $\alpha_1$ 과  $\alpha_2$ 를 조합한 12( $3 \times 4 = 12$ )번의 유한요소 해석을 각각의 단면적 감소율에 대해 수행하였다. 직사각형 비 1.0에 대해서는 다이 반각을 고려된 범위에서 5등분으로 나누어, 각각의 단면적 감소율에 대해 5번의 해석을 수행하였다. 각각의 직사각형 비에 대한 유한요소 해석 결과로부터 미충만 출구 면적을 계산하여 Table 3와 Table 4에 각각 나타내었다.

본 연구에서는 사각재 인발 공정의 코너 채움을 만족시키는 최적의 다이 반각을 선정하기 위해 신경망을 적용하였으며, 신경망 학습을 위해 코너 채움에 대한 공정변수의 영향을 조사하였다. 재료의 금형 출구에서의 미충만 출구 면적을 이용하여 각 공정변수들의 코너 채움에 대한 영향을 정량적으로 조사하였으며, 먼저 다이 반각을 신경망의 입력층 값으로 하고 미충만 출구 면적을 신경망의 출력층 값으로 학습한 후, 학습된 신경망의 가중치와 임계값을 이용하여 미충만 출구 면적을 최소로 하는 다이 반각의 범위를 예측하였다.

Table 4 The condition of FE-simulation and the input data of neural network with the rectangular ratio 1.0

(a) Reduction in area 20%

| Trial no. | Neural network (Input data) |                | Under-filling area (%) | Drawing stress ( $N/mm^2$ ) |
|-----------|-----------------------------|----------------|------------------------|-----------------------------|
|           | $\alpha 1$ (°)              | $\alpha 2$ (°) |                        |                             |
| 1         | 5                           | 5              | 1.49                   | 318.49                      |
| 2         | 10                          | 10             | 1.03                   | 275.17                      |
| 3         | 15                          | 15             | 0.64                   | 282.37                      |
| 4         | 20                          | 20             | 1.22                   | 324.38                      |
| 5         | 25                          | 25             | 1.57                   | 364.32                      |

(b) Reduction in area 25%

| Trial no. | Neural network (Input data) |                | Under-filling area (%) | Drawing stress ( $N/mm^2$ ) |
|-----------|-----------------------------|----------------|------------------------|-----------------------------|
|           | $\alpha 1$ (°)              | $\alpha 2$ (°) |                        |                             |
| 1         | 5                           | 5              | 0.72                   | 337.02                      |
| 2         | 10                          | 10             | 0.21                   | 331.24                      |
| 3         | 15                          | 15             | 0.42                   | 346.18                      |
| 4         | 20                          | 20             | 0.81                   | 386.60                      |
| 5         | 25                          | 25             | 1.10                   | 410.70                      |

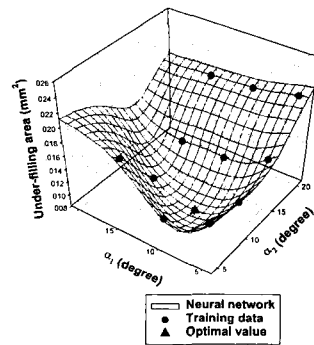
#### 4. 해석 결과 및 고찰

##### 4.1 직사각형 비 1.5인 직사각재 인발공정

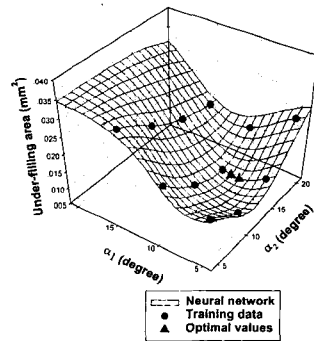
접촉한 절점의 절점력이 인장인 경우 그 절점을 자유 절점으로 처리하였다. 인발시 금형 출구부의 소재의 절점은 항상 인장력을 받게되어 금형으로부터 떨어져 자유 절점이 된다. 그러므로 유한요소 해석결과는 언제나 양인 미충만 출구 면적을 가지게 된다. 본 연구에서는 이전 연구<sup>(9)</sup>에서와 마찬가지로 신경망 적용 시 유한요소 모델링 오차를 고려하여 미충만 출구 면적의 한계값을 0.01mm<sup>2</sup>(0.53%)로 설정하였으며, 따라서 미충만 출구 면적이 0.01mm<sup>2</sup>(0.53%)이하에서는 완전한 코너 채움이 이루어진다고 생각하였다.

직사각형 비 1.5인 직사각재 인발 공정에 대한 유한요소 해석을 수행하였다. 미충만 출구 면적이

최소가 되는 다이 반각 조합을 찾기 위해, 다이 반각을 신경망의 입력값으로 하고 미충만 출구 면적을 출력값으로 신경망을 학습하여, 임의의 다이 반각 조합( $4^\circ \leq \alpha 1 \leq 21^\circ$ ,  $4^\circ \leq \alpha 2 \leq 21^\circ$ )이 갖는 미충만 출구 면적을 예측하였으며 신경망 학습 결과를 Fig. 2에 나타내었다. 그림에서 등근 점은 유한요소 해석 데이터이고, 그물망은 이 데이터를 학습 데이터로 학습시킨 신경망 결과이며, 삼각형 점은 미충만 출구 면적을 최소화시키는 다이 반각 조합의 최적값을 나타낸다.



(a) Reduction in area 30%



(b) Reduction in area 40%

Fig. 2 Outputs of neural network using test data in shaped drawing process with the rectangular ratio 1.5

Fig. 2(a)에는 직사각형 비 1.5이고 단면적 감소를 30%일 경우의 신경망 학습 결과를 보여준다. 완전한 코너 채움이 발생하는 다이 반각  $\alpha 1$ 과  $\alpha 2$ 의 범위는  $8^\circ \leq \alpha 1 \leq 14^\circ$ 와  $7^\circ \leq \alpha 2 \leq 13^\circ$ 임을 예측할 수 있다. 이 때 최적의 다이 반각 조합은  $\alpha 1 = 10^\circ$ 와  $\alpha 2 = 10^\circ$ 이다. 최적의 다이 반각 조합에 의해 유한요

소 해석을 수행하였으며, 그 결과 검증값과 신경망 결과값은 각각 0.47%와 0.47%로 잘 일치하였다.

Fig. 2(b)는 직사각형 비 1.5, 단면적 감소율 40%에 대한 신경망 학습 결과를 나타내 주고 있다. 단면적 감소율 40%의 경우, 미충만 출구 면적을 최소로 하는 완전한 코너 채움이 이루어지는 다이 반각 범위는  $6^\circ \leq \alpha_1 \leq 9^\circ$ ,  $13^\circ \leq \alpha_2 \leq 15^\circ$ 이며, 최적의 다이 반각 조합은  $\alpha_1=8^\circ$ ,  $9^\circ$ 와  $\alpha_2=15^\circ$ 이다. 최적의 다이 반각 조합에 대해 유한요소 해석을 수행하였으며, 검증값과 신경망 결과값이 각각 0.49%와 0.51%로 미소한 차이를 보이나 두 경우 모두 완전한 코너 채움이 발생하였다.

Table 5 Verification of neural network results using FE-simulation with the rectangular ratio 1.5

(a) Reduction in area 30%

| Case | $\alpha_1$<br>( $^\circ$ ) | $\alpha_2$<br>( $^\circ$ ) | Under-filling area (%) |                | Corner filling | Drawing stress<br>( $N/mm^2$ ) |
|------|----------------------------|----------------------------|------------------------|----------------|----------------|--------------------------------|
|      |                            |                            | FE-simulation          | Neural network |                |                                |
| 1    | 6                          | 12                         | 0.76                   | 0.64           | unfilled       | 462.77                         |
| 2    | 9                          | 4                          | 0.64                   | 0.67           | unfilled       | 483.87                         |
| 3    | 8                          | 8                          | 0.49                   | 0.50           | filled         | 491.80                         |
| 4    | 10                         | 12                         | 0.53                   | 0.50           | filled         | 460.02                         |
| 5    | 14                         | 12                         | 0.53                   | 0.52           | filled         | 460.33                         |
| 6    | 14                         | 5                          | 0.85                   | 0.89           | unfilled       | 582.80                         |

(b) Reduction in area 40%

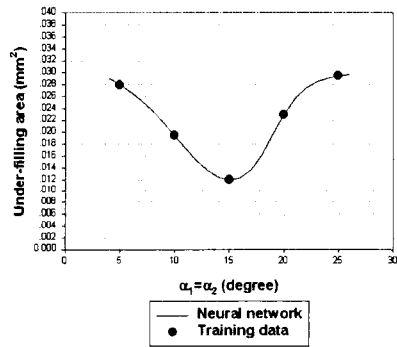
| Case | $\alpha_1$<br>( $^\circ$ ) | $\alpha_2$<br>( $^\circ$ ) | Under-filling area (%) |                | Corner filling | Drawing stress<br>( $N/mm^2$ ) |
|------|----------------------------|----------------------------|------------------------|----------------|----------------|--------------------------------|
|      |                            |                            | FE-simulation          | Neural network |                |                                |
| 1    | 6                          | 12                         | 0.57                   | 0.54           | unfilled       | 557.62                         |
| 2    | 7                          | 13                         | 0.53                   | 0.52           | filled         | 587.33                         |
| 3    | 8                          | 14                         | 0.49                   | 0.51           | filled         | 571.50                         |
| 4    | 8                          | 15                         | 0.47                   | 0.52           | filled         | 566.88                         |
| 5    | 9                          | 15                         | 0.47                   | 0.52           | filled         | 563.55                         |
| 6    | 13                         | 12                         | 1.00                   | 1.02           | unfilled       | 615.47                         |

신경망 학습 결과의 타당성을 검증하기 위해서 각각의 단면적 감소율에 대해 각각 6번의 유한요소 해석을 수행하였으며, 그 결과를 Table 5에 나타내었다. Table 5에서 신경망으로 예측한 미충만 출구 면적과 유한요소 해석결과는 수치적으로 미소한 차

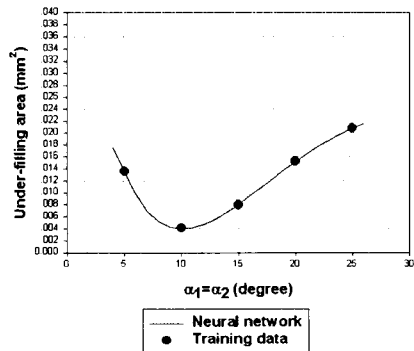
이는 있었으나, 코너 채움에 대한 경향은 잘 일치함을 알 수 있으며, 신경망 학습 결과가 타당함을 알 수 있다

직사각형 비 1.5에 대해 각각의 단면적 감소율에 대해 살펴보면, 단면적 감소율 30%일 경우 각각의 다이 반각이 최적의 범위에서 서로 같거나,  $1^\circ \sim 2^\circ$  정도 차이가 날 때 코너 채움이 잘 이루어짐을 알 수 있고, 단면적 감소율이 40%일 경우  $\alpha_1$ 이  $\alpha_2$ 보다 작은 편이 코너 채움이 잘 이루어지는 경향이 있으나, 너무 큰 차이는 오히려 미충만 출구 면적이 증가한다는 것을 알 수 있다. 또한 단면적 감소율이 작더라도 다이 반각의 조합을 적절히 선택함에 따라 재료가 금형 내부로 잘 채워져 간다는 것을 알 수 있다.

#### 4.2 직사각형 비 1.0인 정사각재 인발공정



(a) Reduction in area 20%



(b) Reduction in area 25%

Fig. 3 Outputs of neural network using test data in shaped drawing process with the rectangular ratio 1.0

직사각형 비 1.0인 정사각재 인발 공정에 대하여 직사각형 비 1.5인 직사각재 인발 공정 과 마찬가지로 다이 반각을 신경망의 입력값으로 하고 미충만 출구 면적을 출력값으로 신경망 학습을 수행하여, 임의의 다이 반각( $4^{\circ} \leq \alpha_1 = \alpha_2 \leq 26^{\circ}$ )이 갖는 미충만 출구 면적을 예측하였다.

Fig. 3은 원형봉에서 직사각형 비 1.0인 정사각재 인발공정에 있어서 신경망 학습 결과를 보여주고 있다. 등근 점은 유한요소 해석 데이터이고, 선은 이 데이터를 학습 데이터로 학습시킨 신경망 결과이다.

Fig. 3(a)에서 단면적 감소율 20%의 경우 고려된 다이 반각 범위( $4^{\circ} \leq \alpha_1 = \alpha_2 \leq 26^{\circ}$ )내에서 완전한 코너 채움이 발생하는 범위가 없음을 알 수 있다. 미충만 출구 면적이 최소가 되는 다이 반각은  $\alpha_1 = \alpha_2 = 15^{\circ}$ 이며, 이 때 미충만 출구 면적은  $0.012\text{mm}^2(0.64\%)$ 이다.

Fig. 3(b)는 단면적 감소율 25%에 대한 신경망 학습 결과를 보여준다. 완전한 코너 채움이 발생하는 범위가 존재하며, 그 범위는  $6^{\circ} \leq \alpha_1 = \alpha_2 \leq 16^{\circ}$ 이다. 미충만 출구 면적이 최소가 되는 다이 반각은  $\alpha_1 = \alpha_2 = 10^{\circ}$ 이며, 이 때 미충만 출구 면적은  $0.004\text{mm}^2(0.21\%)$ 이다.

단면적 감소율에 대해서 살펴보면, 단면적 감소율이 20%일 경우 고려된 다이 반각 범위( $4^{\circ} \leq \alpha_1 = \alpha_2 \leq 26^{\circ}$ )내에 코너가 완전히 채워지는 범위가 존재하지 않는다. 하지만 단면적 감소율이 25%로 증가함에 따라 완전한 코너 채움이 발생하는 범위가 존재함을 알 수 있다. 따라서 직사각형 비 1.0인 정사각재 인발의 경우 단면적 감소율이 증가함에 따라 코너 채움이 잘 이루어진다는 것을 알 수 있다.

Table 6 Verification of neural network results using FE-simulation with the rectangular ratio 1.0

(a) Reduction in area 20%

| Case | $\alpha_1$<br>( $^{\circ}$ ) | $\alpha_2$<br>( $^{\circ}$ ) | Under-filling area (%) |                | Corner filling | Drawing stress<br>( $N/\text{mm}^2$ ) |
|------|------------------------------|------------------------------|------------------------|----------------|----------------|---------------------------------------|
|      |                              |                              | FE-simulation          | Neural network |                |                                       |
| 1    | 13                           | 13                           | 0.73                   | 0.72           | unfilled       | 285.46                                |
| 2    | 23                           | 23                           | 1.56                   | 1.52           | unfilled       | 254.76                                |

(b) Reduction in area 25%

| Case | $\alpha_1$<br>( $^{\circ}$ ) | $\alpha_2$<br>( $^{\circ}$ ) | Under-filling area (%) |                | Corner filling | Drawing stress<br>( $N/\text{mm}^2$ ) |
|------|------------------------------|------------------------------|------------------------|----------------|----------------|---------------------------------------|
|      |                              |                              | FE-simulation          | Neural network |                |                                       |
| 1    | 8                            | 8                            | 0.29                   | 0.27           | filled         | 348.40                                |
| 2    | 17                           | 17                           | 0.60                   | 0.58           | unfilled       | 358.19                                |

직사각형 비 1.5일 때와 마찬가지로 직사각형 비 1.0인 정사각재 인발 공정에 대해서도 신경망 학습 결과의 타당성을 검증하기 위해서 각각의 단면적 감소율에 대해 각각 2번의 유한요소 해석을 수행하였으며, 그 결과를 Table 6에 나타내었다. Table 6에서 신경망으로 예측한 미충만 출구 면적과 유한요소 해석결과는 수치적으로 미소한 차이는 있었으나, 코너 채움에 대한 경향은 잘 일치함을 알 수 있다.

각각의 직사각형 비에 대해서 단면적 감소율 및 다이 반각이 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 미치는 영향을 조사하였다. 그 결과를 살펴보면, Yoshida등<sup>(6)</sup>의 연구와 Kim등<sup>(7)</sup>의 연구에서 정사각재 인발의 경우 단면적 감소율이 증가함에 따라 코너 채움이 잘 이루어졌으며, 각 단면적 감소율에 대해 코너 채움이 잘 이루어지는 다이 반각이 존재하였으며, 이 다이 반각은 단면적 감소율이 증가함에 따라 증가하는 경향을 나타냈다. 본 연구에서도 유사한 결과를 얻을 수 있었으며, 직사각형 비 1.5인 직사각재 인발 공정과 비교하여, 직사각형 비 1.0인 정사각재 인발 공정의 경우, 다이 반각보다 단면적 감소율이 코너 채움에 많은 영향을 준다는 것을 알 수 있다. 하지만 직사각형 비 1.5인 직사각재 인발 공정의 경우, 단면적 감소율이 작더라도 다이 반각의 조절에 의해 재료가 금형의 코너부로 잘 채워져 감을 알 수 있고, 따라서 단면적 감소율보다 다이 반각의 조합이 코너 채움에 더 큰 영향을 준다는 것을 알 수 있다.

5. 실험 및 고찰

5.1 실험 조건 및 금형 형상

본 연구의 결과를 실제 연결편으로 사용되고 있는 제품의 인발 공정에 적용하여 보았다.

실험에 사용된 소재는 해석에 사용된 소재와 같

은 재료인 AISI 1045 강이며, 직사각형 비 1.0과 직사각형 비 1.5를 갖는 사각재 인발 공정에 관한 실험을 수행하였으며, 실험에 사용된 장치는 Fig. 4와 같다. 우선 인발 금형을 상부 치구에 고정시킨 다음 소재를 인발 금형 속으로 장입시킨다. 그런 다음 하부 치구로 인발 금형 속으로 장입된 소재를 몰려서 인발한다. 인발 속도는 10mm/s로 수행하였으며, 소재는 인산염 피막 처리를 하였다.

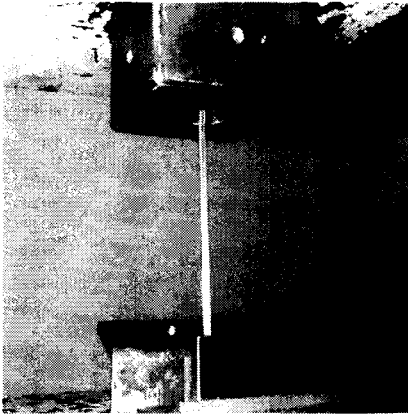
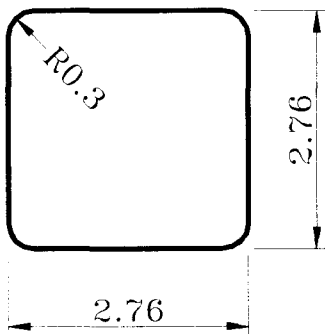
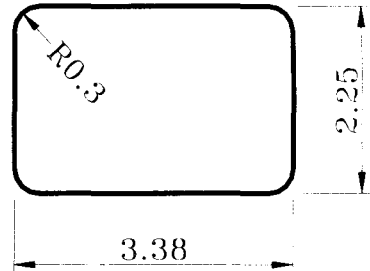


Fig. 4 Experimental apparatus for shaped drawing

실험에 사용된 제품의 치수를 Fig. 5에 나타내었다. 모든 직사각형 비에 대해 단면적 감소율 30%와 40%를 고려하였으며, 다이 반각의 경우 직사각형 비가 1.0일 경우  $\alpha_1 = \alpha_2 = 15^\circ$ 를 고려하였으며, 직사각형 비 1.5일 경우, 단면적 감소율 30%와 40%에 대해 각각의 최적 다이 반각 조합인  $\alpha_1 = 10^\circ$ ,  $\alpha_2 = 10^\circ$ 와  $\alpha_1 = 8^\circ$ ,  $\alpha_2 = 15^\circ$ 로 고려하였다.



(a) Rectangular ratio 1.0



(b) Rectangular ratio 1.5

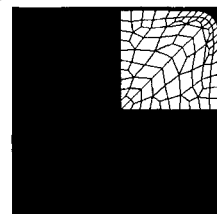
Fig. 5 The exit cross-sectional shape of the die for experiment

## 5.2 실험 결과 및 고찰

원형봉에서 직사각형 비 1.0인 정사각재 인발 공정의 실험 및 해석 결과를 Fig. 6에 나타내었다. Fig. 6(a)는 단면적 감소율 30%, 다이 반각  $\alpha_1 = \alpha_2 = 15^\circ$ 일 경우의 결과로 코너부가 채워지지 않았음을 알 수 있다. 단면적 감소율 40%, 다이 반각  $\alpha_1 = \alpha_2 = 15^\circ$ 일 경우의 결과를 Fig. 6(b)에 나타내었으며, 단면적 감소율 30%일 때와는 달리 재료가 코너부로 채워졌음을 알 수 있다. Fig. 6에서 직사각형 비 1.0, 즉 원형봉에서 정사각재 인발 공정의 경우 단면적 감소율이 30%에서 40%로 증가함에 따라 코너가 더 잘 채워져 감을 알 수 있다.



(a) R.A. 30%,  $\alpha = 15^\circ$



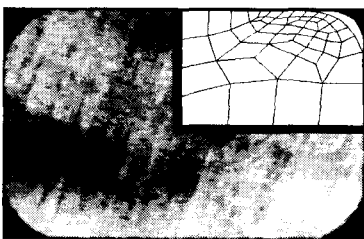
(b) R.A. 40%,  $\alpha = 15^\circ$

Fig. 6 Intermediate cross-sectional shape for shaped drawing process with the rectangular ratio 1.0



원형봉에서 직사각형 비 1.5인 직사각재 인발 공정에 대하여 단면적 감소율과 다이 반각의 변화에 따른 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 대한 실험 및 해석 결과를 Fig.7에 나타내었다. Fig. 7(a),(b)에서 단면적 감소율이 30%일 경우, 유한요소 해석결과에서 단면적 감소율 30%에 대한 최적의 다이 반각 조합인  $\alpha_1=10^\circ$ ,  $\alpha_2=10^\circ$  일 경우가 유한요소 해석 결과로부터 단면적 감소율 40%에서의 최적의 다이 반각 조합인  $\alpha_1=8^\circ$ ,  $\alpha_2=15^\circ$  일 경우보다 코너부가 더 잘 채워졌음을 알 수 있다. 또한 Fig. 7(c),(d)에서 단면적 감소율이 40%일 경우는 단면적 감소율 30%와는 달리 다이 반각 조합이  $\alpha_1=8^\circ$ ,  $\alpha_2=15^\circ$  일 경우, 코너 채움이 더 잘 이루어짐을 알 수 있다.

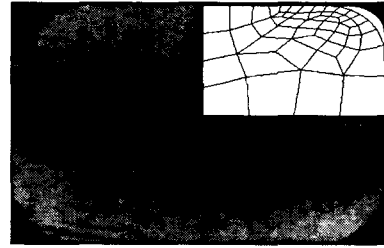
각각의 직사각형 비에 대해 비교하면, 직사각형 비가 1.0일 경우는 유한요소 해석 및 신경망 학습 결과로부터 얻어진 결과와 같이 단면적 감소율이 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 많은 영향을 준다는 것을 알 수 있고, 직사각형 비가 1.5일 경우는 단면적 감소율보다는 다이 반각 조합이 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 더 많은 영향을 준다는 것을 알 수 있다. 따라서 비정다각재 인발의 경우 다이 반각의 조합에 의하여 작은 단면적 감소율에서도 코너가 잘 채워질 수 있음을 알 수 있다.



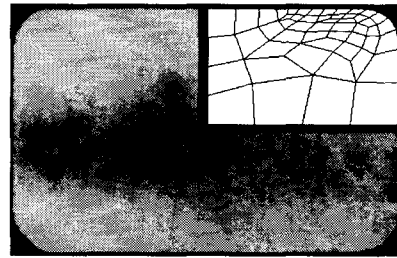
(a) R.A. 30%,  $\alpha_1 = 8^\circ$   $\alpha_2 = 15^\circ$



(b) R.A. 30%,  $\alpha_1 = 10^\circ$   $\alpha_2 = 10^\circ$



(c) R.A. 40%,  $\alpha_1 = 10^\circ$   $\alpha_2 = 10^\circ$



(d) R.A. 40%,  $\alpha_1 = 8^\circ$   $\alpha_2 = 15^\circ$

Fig. 7 Intermediate cross-sectional shape for shaped drawing process with the rectangular ratio 1.5

본 연구에서 원형봉에서 사각재 인발 공정에 대한 유한요소 해석 및 신경망 학습 결과를 실제 제품에 적용하기 위하여 실험을 수행하였으며, 각각의 소재의 코너 부 형상이 약간의 오차는 존재하지만, 소재들간의 코너 채움에 대한 경향은 본 연구의 결과와 잘 일치함을 알 수 있다.

## 6. 결론

원형봉에서 직사각형 비가 1.0인 정사각재 인발 공정 및 직사각형 비가 1.5인 직사각재 인발 공정에 대해 단면적 감소율과 다이 반각이 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 미치는 영향을 조사하기 위하여 유한요소 해석을 수행하였으며, 유한요소 해석 회수를 줄이기 위하여 신경망을 도입하였다. 또한 본 연구의 결과를 실제 제품의 인발 공정에 적용하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) 직사각형 비 1.5, 단면적 감소율 30%의 경우 미충만 출구 면적이 최소가 되는 다이 반각의 최적 범위는  $8^\circ \leq \alpha_1 \leq 14^\circ$ 와  $7^\circ \leq \alpha_2 \leq 13^\circ$ 임을 예측할 수 있

었다. 이 때 최적의 다이 반각 조합은  $\alpha_1=10^\circ$ 와  $\alpha_2=10^\circ$ 였다. 단면적 감소율 40%의 경우 미충만 출구 면적을 최소로 하는 다이 반각의 범위는  $6^\circ \leq \alpha_1 \leq 9^\circ$ 와  $13^\circ \leq \alpha_2 \leq 15^\circ$ 이며, 최적의 다이 반각 조합은  $\alpha_1=8^\circ$ ,  $9^\circ$ 와  $\alpha_2=15^\circ$ 이었다.

(2) 직사각형 비 1.0, 단면적 감소율이 20%일 경우 미충만 출구 면적이 최소가 되는 다이 반각의 범위는 존재하지 않는 것을 알 수 있었으며, 단면적 감소율 25%일 경우 미충만 출구 면적이 최소로 되는 다이 반각의 범위는  $6^\circ \leq \alpha_1 = \alpha_2 \leq 16^\circ$ 이었으며 최적의 다이 반각 조합은  $\alpha_1 = \alpha_2 = 10^\circ$ 이었다.

(3) 직사각형 비가 1.0 인 정사각재와 같은 정다각재 인발 공정에 있어서 재료의 금형 내부로의 코너 채움은 단면적 감소율에 많은 영향을 받으며, 직사각형 비가 1.5인 직사각재와 같은 비정다각재 인발 공정의 경우 다이 반각의 조합이 재료의 금형 내부로의 코너 채움에 많은 영향을 준다는 것을 알 수 있었다.

(4) 이상의 결과를 바탕으로 실제 제품의 인발 공정에 적용하였으며, 본 연구의 결과가 타당함을 알 수 있다.

## 후기

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

## 참고문헌

1. B. L. Juneja and R. Prakash, "An Analysis for Drawing and Extrusion of Polygonal Sections," Int. J. Mach. Tool Des. Res., Vol. 15, pp. 1-30, 1975.
2. R. Prakash and Q. M. Khan, "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, 1979.
3. B. B. Basily and D. H. Sansome, "Some Theoretical Considerations for the Direct Drawing of Section Rod from Round Bar," Int. J. Mech. Sci., Vol. 18, pp. 201-208, 1976.
4. C. R. Boer and W. D. Webster, Jr., "Direct

- Upper-Bound Solution and Finite Element Approach to Round-To-Square Drawing," Trans. of ASME, Vol. 107, pp. 254-260, 1985.
5. M. Brucker, D. Keller and J. Reissner, "Computer-Aided Drawing of Profiles from Round and Square Bar," Annals of the CIRP, Vol. 37, pp. 247-250, 1988.
6. Kazunari Yoshida, Shiro Yamada, Seiichiro Suzuki, Kazuhiro Maeda, "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, 1994.
7. 김호창, 김용철, 최영, 김병민, "강소성 유한요소법을 이용한 원형봉에서 정사각재 인발공정에 관한 연구," 정밀공학회, 제15권 제11호, pp. 145-151. 1998.
8. K. Sawamiphakdi, G. D. Lahoti, J. S. Gunasekera, R. Kartik, "Development of utility programs for a cold drawing process," J. Materials Processing Technology, Vol. 80-81, pp. 392-397, 1998.
9. 김용철, 최영, 김병민, 김용철, "강소성 유한요소법과 신경망을 이용한 직사각재 인발공정에 관한 연구," 한국소성가공학회지, 제8권, 제4호, pp. 331-339, 1999.
10. D. J. Kim, B. M. Kim, J. C. Choi, "Determination of the initial billet geometry for a forged product using neural networks," Int. J. Materials Processing Technology, Vol. 72, pp. 86-93, 1997.