

본 연구는 정밀정형 및 금형가공 연구센터의 지원하에 연구되었으며 이에 감사드립니다.

신경망을 이용한 냉간 단조품의 기하학적 형상 및 연성과괴 예측

김 동 진*, 고 대 철*, 김 병 민**, 최 재 찬**

The Prediction of Geometrical Configuration and Ductile Fracture Using the Artificial Neural Network for a Cold Forged Product

D. J. Kim*, D. C. Ko*, B. M. Kim**, J. C. Choi**

ABSTRACT

This paper suggests the scheme to simultaneously accomplish prediction of fracture initiation and geometrical configuration of deformation in metal forming processes using the artificial neural network. A three-layer neural network is used and a back propagation algorithm is adapted to train the network. The Cockcroft-Latham criterion is used to estimate whether fracture occurs during the deformation process. The geometrical configuration and the value of ductile fracture are measured by finite element method. The predictions of neural network and numerical results of simple upsetting are compared. The proposed scheme has successfully predicted the geometrical configuration and fracture initiation.

Key Words : Neural network(신경망), Back propagation(역전파 학습규칙), Ductile fracture (연성과괴)

1. 서 론

최근 기계부품의 경량화, 고강도화, 그리고 다품종 소량 생산에 대응하기 위하여 금형의 설계 및 가공에 대한 연구가 필수적이지만 주로 실험이나 전문가의 경험에 의해 이루어 졌다. 이러한 방법들은 새로운 제품을 생산하는데 많은 비용과 시간이 소모되었으나, 최근에는 대형 컴퓨터의 보급 및 수치해석 프로그램의 개발로 이러한 작업을 컴퓨터를 통하여 금형의 형상을 임의로 바꿔가면서 실제제품 공정을 시뮬레이션할 수 있게 되었다. 특히 유한요소해석은 이와 같은 정보들을 상세히 제공할 수 있어

생산과정의 시행 착오를 줄일 수 있다^(1,2).

그러나 유한요소해석으로 성형공정 설계 및 금형설계에 필요한 정보를 얻는 것은 제품성형공정에 미치는 많은 공정변수들의 영향을 조사해야하고, 재료거동을 실제와 동일하게 묘사하기 위해서 사용되는 수학적 모델의 어려움 때문에 많은 비용과 시간이 소요된다. 최근에는 이러한 단점들을 보완하기 위하여 인공지능이나 신경망과 같은 새로운 기법을 이용한 방법들이 제안되고 있다. Osaka-da 등은 신경망의 형상분류 능력을 이용하여 여러 가지 공정 조건에 대한 제품결함 및 금형의 파손 여부를 예측하였고⁽³⁾, Jung 등은 피로로직을 이용한 전방투사법으로

* 부산대학교 대학원

** 부산대학교 정밀정형 및 금형가공 연구센터

금형내의 재료 충만성을 만족하는 초기 소재의 형상을 예측하였다⁽⁴⁾. Kim 등은 신경망의 함수근사능력을 이용하여 금형내 충만성을 만족하는 소재 형상비를 예측하였다⁽⁵⁾.

체적소재를 이용한 대부분의 금속성형공정에서 성형성(formability)은 연성파괴의 시작으로 제한된다. 따라서 파괴를 일으킬 수 있는 변형소재 내부의 상태를 예측하는 것은 중요하며, 이는 성형공정을 재조정하여 정상적이고 신뢰성있는 제품을 생산할 수 있게 한다. 연성파괴 예측을 위한 기준은 실제 산업현장에서 적용되는 공정과 유사한 실험을 근거로 제시되었다. McClintock 등과 Oyane 등은 파괴가 일어나는 과정을 기공생성 및 성장에 근거를 두고 연성파괴 기준을 제시하였으며^(6,7), Cockcroft와 Latham은 파괴시 소성변형률 경로에 대한 최대 주인장 응력의 영향을 고려한 연성파괴 기준을 제시하였다⁽⁸⁾. 이러한 연성파괴 기준은 금속성형 문제의 연구를 위해 최근에 개발된 유한요소법과 결합하여 보다 자세한 예측을 가능하게 하였다^(9,10).

본 연구에서는 다양한 하중조건에 적용될 수 있는 Cockcroft-Latham의 파괴기준과 결합된 강소성 유한요소 프로그램과 신경망을 이용하여 변형 해석 및 연성파괴 예측을 동시에 수행할 수 있는 해석 기법을 제시하고자 한다. 수정된 프로그램과 신경망 예측의 유용성을 조사하기 위하여 상용 알루미늄의 업셋팅 공정을 해석 및 실험하였다. 먼저 유한요소해석을 통하여 각 형상비에 대한 자유표면(free surface)의 좌표와 연성파괴값을 편치 행정의 함수로 나타내었고, 이를 신경망으로 학습시켜 편치 행정에 대한 소재의 자유표면 형상과 연성파괴값을 예측하였다. 다음으로 여러 형상비에 대한 자유표면(free surface)의 좌표와 연성파괴값을 편치 행정과 형상비의 함수로 나타내었고, 이를 신경망으로 학습시켜 형상비와 편치행정에 대한 소재의 자유표면 형상과 연성파괴값을 예측하였다. 마지막으로 위의 두 가지 결과를 이용하여 임의의 형상비에 대하여 연성파괴가 일어나는 편치행정과 그때의 자유표면의 형상을 신경망을 이용하여 예측하고자 한다.

2. 연성파괴 및 신경망 이론

2.1 연성파괴 해석

압출, 압연, 업셋팅 등과 같은 공정조건에 적용될 수 있고, 실험적 접근 및 수치적 계산이 용이한 Cockcroft-Latham의 연성파괴 기준을 이용하였다. 즉,

$$\int_0^{\bar{\epsilon}_f} \sigma^* d\bar{\epsilon} = C \quad (1)$$

여기서, $\sigma^* = \sup(\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3)$, σ_i = 주응력 성분, $\bar{\epsilon}_f$ = 파괴시 변형률, C = Cockcroft-Latham 상수이다. 유한요소해석에서 식(1)은 증분 개념으로 다음과 같이 근사화된다.

$$\sum_{i=1}^n (\sigma_i^* \delta \bar{\epsilon}_e)_i = C' \quad (2)$$

여기서, n = 스텝수, σ_i^* = 요소내부 적분점에서의 최대 인장응력, $\delta \bar{\epsilon}_e = \bar{\epsilon}_i - \bar{\epsilon}_{i-1}$

식(2)는 각 요소의 적분점에 대하여 계산되고, σ_i^* 는 모든 압축응력에 대해서는 영의 값이다. 계산과정은 먼저 변형경로의 각 스텝에서 계산된 절점속도와 시간증분으로 절점좌표가 변화되고, 유효변형률은 변형경로를 따라 적분된다. 변형경로의 각 스텝에서 응력장과 변형률장은 파괴 여부의 판단을 위해 Cockcroft-Latham의 연성파괴 기준을 계산하는데 이용된다. 변형의 전체 공정동안 이 값은 누적되고, 이와 같이 누적된 값이 단축 인장시험으로 구한 Cockcroft-Latham 상수, C 의 값을 초과했을 때 연성파괴가 일어나는 것으로 고려한다.

2.2 신경망

다층 퍼셉트론 신경망은 크게 입력층, 은닉층과 출력층으로 구성되어 있으며(Fig.1), 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⁽¹¹⁾.

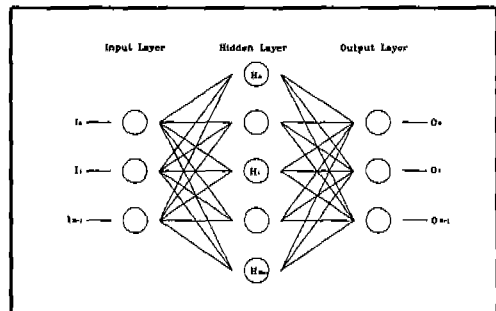


Fig.1 The architecture of three layer neural network

전항 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.

$$net_{pj} = \sum_i W_{ji} o_{pi} + \theta_j \quad (3)$$

$$o_{pj} = f_j(net_{pj}) \quad (4)$$

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

후항 단계는 전항 단계에서 계산된 실제 출력과 원하는 출력과의 오차를 계산하여 연결 가중치를 조절한다. 이때 전체 오차 함수 E 는 다음과 같이 정의된다.

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

여기서, E_p 는 p번째 입력치의 오차이고, T_{pk} 는 p번째 입력치에 대한 k번째 출력 뉴런의 원하는 출력치이고 O_{pk} 는 실제 출력이다. 이 오차에 대한 최급하강법의 의하여 가중치의 증분량을 계산하면 다음과 같다^(12,13).

$$\Delta_p W_{kj}(n) = \eta \delta_{pk} O_{pj} + \alpha \delta_p W_{kj}(n-1) \quad (7)$$

3. 유한요소해석 및 결과 고찰

유한요소해석에 사용된 재료는 상용알루미늄으로 이 재료의 응력-변형률관계 및 Cockcroft-Latham 상수, C의 값은 Table 1에 제시되어 있다⁽¹⁴⁾. 먼저 형상비(H/D)가 0.50, 1.00, 1.50의 3가지 소재로 유한요소해석을 수행하였고, 각 형상비에 대한 최초의 연성과괴 시점에서 유효변형률값의 분포를 Fig.2~4에 나타내었다.

Fig.2에서 소재의 형상비가 0.50인 경우는 펀치 행정이 4.24mm일 때 자유표면의 중심에 위치한 요소에서 수

Table 1 Material parameters obtained from uniaxial tensile test

| Material | Flow stress coefficient | Strain hardening coefficient | Cock-Latham constant |
|----------|-------------------------|------------------------------|------------------------|
| Al alloy | 346.49N/mm ² | 0.173 | 22.61N/mm ² |

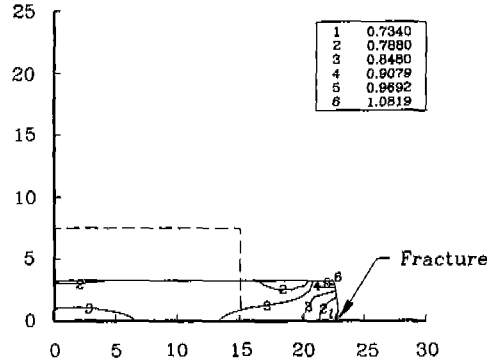


Fig. 2 The distribution of effective strain at H/D=0.50

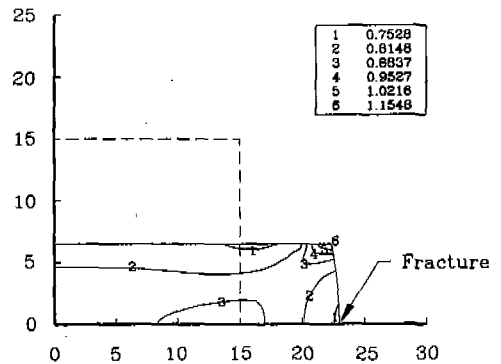


Fig. 3 The distribution of effective strain at H/D=1.00

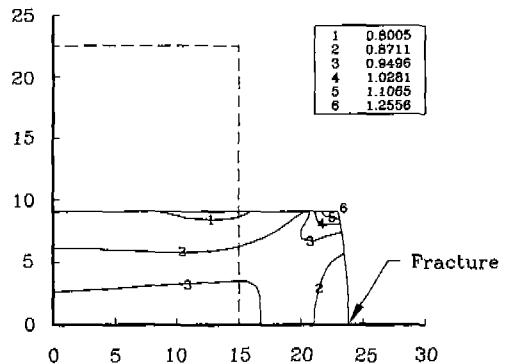
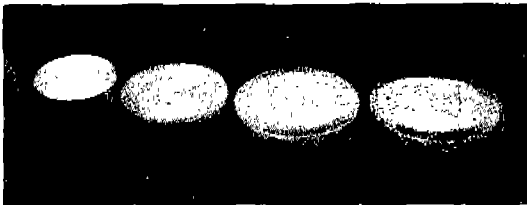


Fig. 4 The distribution of effective strain at H/D=1.50

치적으로 계산된 연성파괴값이 재료의 연성파괴값을 초과하였고, 형상비가 1.00인 소재는 펀치행정이 8.52mm일 때 연성파괴가 자유표면의 중심에서 일어나기 시작했다(Fig.3). 마찬가지로 소재 형상비가 1.50인 소재도 펀치행정이 13.44mm일 때 자유표면의 중심에 위치한 요소에서 연성파괴가 일어났다(Fig.4). 또한 유효변형률의 값은 금형과 소재의 접촉면에서 중심부쪽으로 증가하였고, 풀딩이 일어날 부분에서 가장 큰 값을 나타내었다. 결과적으로 파괴는 모든 형상비에 대하여 자유표면의 중심에 위치한 요소에서 일어났다. 위의 해석결과를 확인하기 위하여 형상비가 1.00인 소재에 대하여 업셋팅 실험을 행하였다. 직경이 30mm인 10개의 원통시편을 준비하였고, 윤활제는 그리스와 흑연을 동일한 체적비로 혼합하여 사용하였다. 마찰상수는 링압축 실험결과 약 0.15였다. Fig.5는 형상비 1.00인 소재의 업셋팅 실험결과이다. 해석에서는 높이 감소율이 56.80%일 때 파괴가 시작되었으며, 실험결과에서는 61.63%일 때 자유표면에서 전단 크랙(shear crack)에 의한 연성파괴가 시작되었다.



(a) (b) (c) (d)

Fig. 5 Experimental results for H/D=1.00((a)Original Billet, (b)H.R.=44.67%(no fracture), (c)H.R.=61.63%(fracture), (d)H.R.=66.33%(fracture))

위의 해석 결과들을 이용하여 3가지 방법으로 신경망을 학습시켜서 그 결과를 예측하여 보았다. 먼저 특정 형상비(H/D=1.00)에 대하여 자유표면의 형상을 펀치 행정에 대한 함수로 생각하여, 펀치 행정을 입력데이터로 그때의 출력데이터를 자유표면의 좌표와 그 절점에서의 연성파괴값으로하여 신경망을 학습시켰다. 다음으로 해석에 사용된 형상비 0.50, 1.00, 1.50인 소재의 유한요소 해석 결과를 이용하여, 소재형상비 및 펀치 행정을 입력 데이터로하고 그때의 자유표면의 좌표와 그 절점에서의 연성파괴값을 출력데이터로하여 소재형상비 0.50~1.50 사이의 임의의 형상비와 임의의 펀치 행정에 대한 자유표면의 좌표와 연성파괴값을 예측하였다. 마지막으로 유한

요소해석을 수행한 3가지 소재에 대하여 연성파괴가 일어나는 한계 펀치행정을 이용하여 미해석 소재에 대한 한계 펀치행정과 그때의 자유표면의 형상 및 그 절점에서의 연성파괴값을 예측하여 보았다.

첫 번째 방법으로 형상비가 1.00인 소재의 유한요소 해석 결과로부터 펀치행정이 각각 1.72mm, 3.44mm, 5.16mm, 6.88mm, 8.52mm인 5가지 경우의 자유표면 좌표 및 연성파괴값을 이용하여 신경망을 학습시켰다. 학습데이터로는 자유표면의 절점중에서 등간격으로 11개의 점을 선택하였다(Fig.6). 전체 격자시스템의 좌표와 연성파괴값에 대하여 학습이 가능하지만, 전체 학습 데이터양과 학습 시간을 줄이고 학습 효율을 증대시키기 위하여 자유 절점의 좌표만을 선정하였다. 학습이 끝난후 펀치행정이

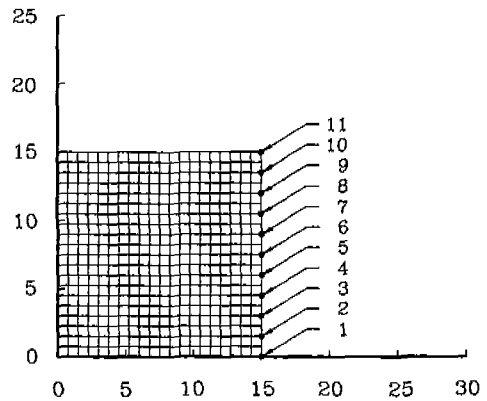


Fig. 6 The mesh system and sampling data for upsetting analysis

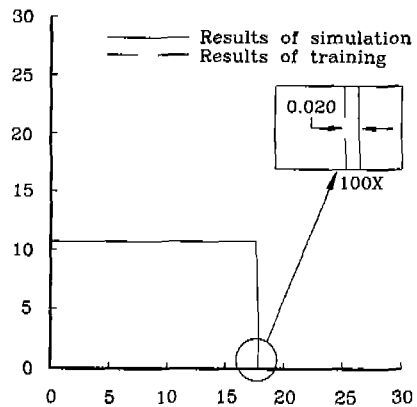


Fig.7 The comparison of free surface contour between the calculated results and the predicted results(H/D=1.00, stroke=4.40mm)

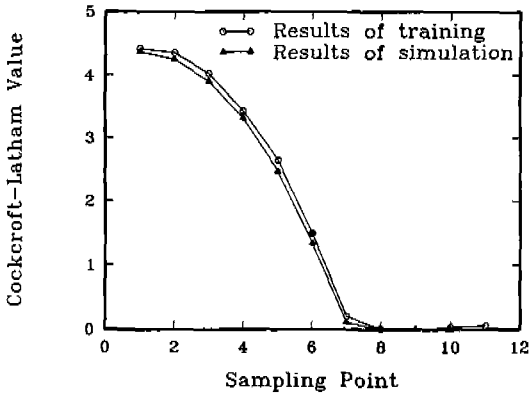


Fig. 8 The comparison of ductile fracture value, the calculated results and the predicted results(H/D=1.00, stroke=4.30mm)

4.3mm일때의 자유표면의 형상과 연성파괴값을 예측해 보았다. Fig.7에 유한요소해석 결과인 자유표면의 형상과 신경망에서 예측한 형상을 나타내었다. 유한요소해석에서 계산된 값과 신경망에서 예측한 자유표면의 형상은 거의 일치하였고, 치수가 가장 많이 차이 나는 값은 0.020mm(0.11%)로 매우 작았다. 그리고 연성파괴값의 최대값을 비교해보면 그 값의 차이가 1.2%로 매우 근사한 예측을 신경망으로 할 수 있었다(Fig.8). 이러한 결과로 특정 형상비에 대한 자유표면의 형상과 연성파괴값의 예측은 신경망을 이용하여 성공적으로 수행되었다.

두 번째로 소재의 형상비가 0.50, 1.00, 1.50인 3가지 유한요소해석 결과를 신경망으로 학습시켜 미해석부분의 소재 형상비와 임의의 펀치행정에 대하여 자유표면의 형상 및 연성파괴값을 예측하여 보았다. 유한요소해석은 연성파괴가 일어나는 펀치 행정까지만 수행하였고, 학습 데이터는 첫 번째 방법과 마찬가지로 자유표면의 절점중 등간격으로 11개 절점의 좌표와 연성파괴값을 선택하여 신경망으로 학습시켰다(Fig.6). 그리고 전체 펀치 행정중에서 스텝을 5가지 경우로 나눈 데이터를 선택하였다. 즉, 3가지 소재 형상비에 대하여 각각 5개의 스텝의 데이터로 신경망을 학습시켰다. 학습이 끝난후 형상비가 0.75이고 펀치행정이 3.84mm일때의 자유표면의 형상과 연성파괴값을 비교해 보았다. Fig.9에 유한요소해석 결과와 신경망에서 예측한 자유표면의 형상을 나타내었다. 첫 번째 결과와 마찬가지로 유한요소해석 결과와 신경망이 예측한 형상은 상당히 잘 일치하고 있음을 알 수 있었고, 치수가 가장 크게 차이 나는 값은 0.038mm(0.21%)로

매우 작았다. 또 연성파괴값을 비교해보면, 최대 연성파괴값의 차이가 4.5%정도로 근소한 차이를 보였다(Fig.10). 이것으로 신경망을 이용하여 유한요소해석을 하지 않은 소재 형상비에 대한 변형형상과 연성파괴값을 예측할 수 있었다.

마지막으로 두 번째의 해석 결과를 이용하여 연성파괴가 일어나는 한계 펀치행정과 그때의 변형형상 및 연성파괴값을 신경망을 이용하여 예측해 보았다. 형상비가 0.50인 소재는 펀치행정 4.24mm에서 연성파괴가 일어났고, 형상비가 1.00인 소재는 8.52mm에서 연성파괴가 일

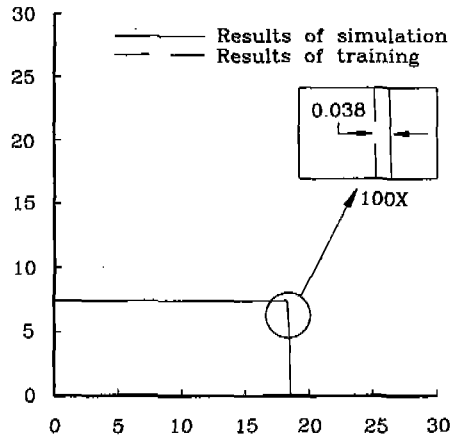


Fig. 9 The comparison of free surface contour between the calculated results and the predicted results(H/D=0.75, stroke=3.84mm)

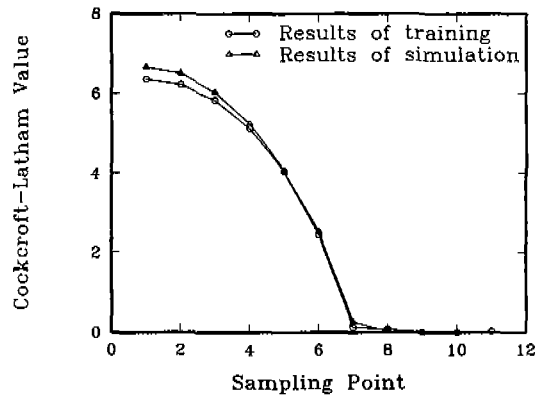


Fig.10 The comparison of ductile fracture value, the calculated results and the predicted results(H/D=0.75, stroke=3.84mm)

어났으며, 형상비 1.50인 소재는 13.44mm에서 연성파괴가 일어났다. 이 결과를 이용하여 소재 형상비를 입력데이터로 하였고 연성파괴가 시작되는 펀치행정을 출력데이터로 하여 신경망을 학습시켰다. 학습결과 소재비 0.75인 경우는 유한요소해석 결과가 6.32mm에서 연성파괴가 일어났고, 신경망으로 예측한 결과 6.02mm로 약 4.71% 정도의 차이가 났다(Fig.11). 그리고 형상비가 1.25인 소재는 유한요소해석 결과 10.82mm에서 연성파괴가 일어났으며, 신경망으로 예측한 결과 11.24mm로 약 3.87%의 차이가 났다. 또 이때의 소재 변형형상도 예측해 보았다. Fig.12에 신경망으로 예측한 결과를 나타내었다. 치수의 차가 가장 큰 값은 0.636mm로 약 2.7% 정도의 차이가 났고, 자유표면 절점의 연성파괴값은 최대값에서의 차이가 약 8.92%의 차이가 났다(Fig.13).

신경망에서 예측한 결과와 유한요소해석결과를 비교하기 위하여 형상비 0.75와 1.25인 소재에 대하여 업셋팅 실험을 수행하였다. 먼저 형상비 0.75인 소재는 펀치행정이 6.44mm일 때 자유표면에서 크랙에 의한 연성파괴가 발생하였으며(Fig.14), 소재 형상비 1.25인 소재는 펀치행정이 11.73mm일 때 연성파괴가 일어났다(Fig.15). 이 값들을 Table 2에 비교해 놓았다. 앞의 두 경우와 비교해 봤을 때 그 차이는 상대적으로 컸지만 그 값은 상당히 작았다. 이것으로 보아 신경망의 함수근사 능력을 이용하여 미해석 소재 형상비에 대한 한계 펀치행정을 예측하였고, 여기서 예측된 펀치행정에 대한 소재의 변형형상 및 절점의 연성파괴값을 신경망으로 예측하는 것은 성공적으로 수행되었다.

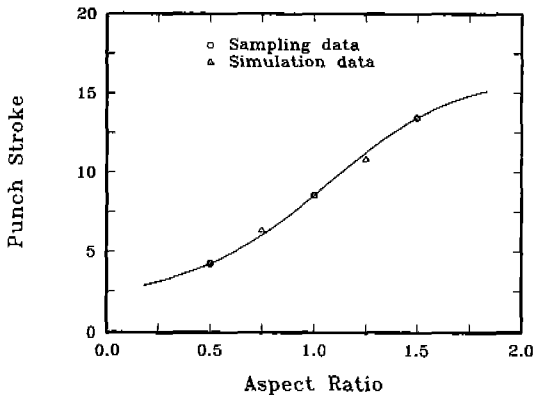


Fig. 11 The results of function approximation by neural network

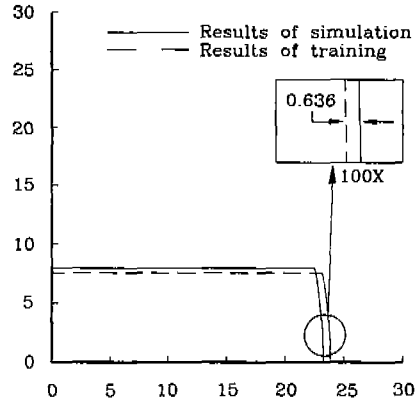


Fig.12 The comparison of free surface contour between the calculated results and the predicted results ($H/D=1.25$, stroke=10.82mm)

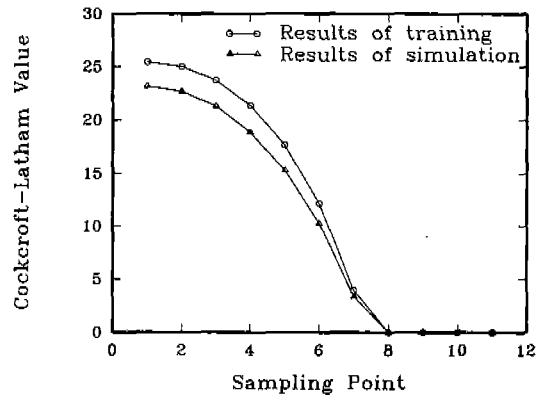


Fig.13 The comparison of ductile fracture value, the calculated results and the predicted results ($H/D=1.25$, stroke=10.82mm)

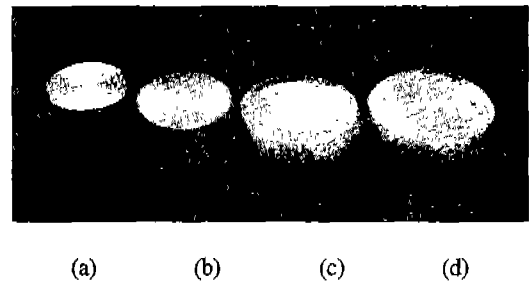


Fig.14 Experimental results for $H/D=0.75$ ((a) Original Billet, (b) H.R. =30.44%(no fracture), (c) H.R. =57.24%(fracture), (c)H.R. =58.22%(fracture))

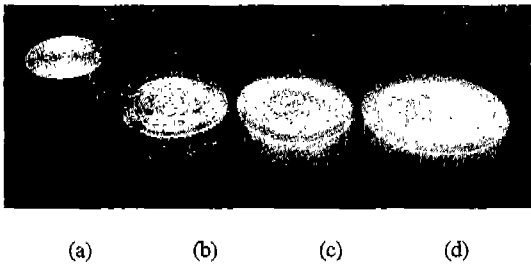


Fig.15 Experimental results for H/D=1.25 ((a) Original Billet, (b) H.R.=58.67%(no fracture), (c) H.R.=62.56%(fracture), (d) H.R.=72.53%(fracture))

Table 2 Comparison among the predicted results, the calculated values and the experimental results

| H/D | Critical reduction in height(mm) | | |
|------|----------------------------------|--------------------|----------------------|
| | Predicted results | Calculated results | Experimental results |
| 0.75 | 6.02 | 6.32 | 6.44 |
| 1.25 | 11.24 | 10.82 | 11.73 |

4. 결론

본 연구에서는 변형해석과 연성파괴 예측을 동시에 수행할 수 있는 해석기법을 제시하였다. 여기서 제시된 해석기법을 비교적 금속유동이 단순한 업셋팅공정에 적용하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 특정 형상비에 대한 자유표면의 형상과 그때의 연성파괴값을 예측할 수 있었다.
- (2) 유한요소해석을 하지 않은 소재 형상비에 대한 변형형상과 연성파괴값을 예측할 수 있었다.
- (3) 유한요소해석을 하지 않은 소재 형상비에 대한 한계 편차행정을 예측할 수 있었고, 또 이때의 변형형상 및 연성파괴값을 예측할 수 있었다.
- (4) 신경망을 도입함으로써 많은 수의 유한요소해석을 줄일 수 있고, 미해석부분의 값을 예측할 수 있어 다단계 금속성형 공정설계에 유용하게 적용될 수 있을 것이다.

참고 문헌

1. J.J. Park, N. Rebelo and S. Kobayashi, "A New Approach to Preform Design in Metal Forming with the Finite Element Method", *Int. J. Mach. Tool Des. Res.*, Vol.23, No.1 p.71, 1983.

2. B.S. Kang and S. Kobayashi, "Preform Design in Ring Rolling Processes by the Three-Dimensional Finite Element Method", *Int. J. Mach. Tool Manu.*, Vol.31, No.1, p.139, 1991.
3. K. Osakada and G. Yang, "Application of Neural Networks to an Expert System for Cold Forging", *Int. J. Mach. Tool Manu.*, Vol.41, No.6. p.577, 1991.
4. 정낙면, 이낙규, 양동열, "축대칭 냉간단조의 유한요소 해석에서의 퍼지로직을 이용한 전방투사법", *대한기계학회논문집*, Vol.16, No.8, p.1468, 1992.
5. 김동진, 김병민, 최재찬, "신경망을 이용한 열간단조품의 초기소재 설계", *한국정밀공학회논문집*, Vol.12, No.11, p.118, 1995.
6. F.A McClitock, "A Criterion for Ductile Fracture by the Growth of hole", *J. Appl. Mech.*, p363, 1968.
7. M. Oyane, T. Sato, K. Okimoto and S. Shima, "Criteria of Ductile Fracture and their Application", *J. Mech. Work. Tech.*, p.65, 1980
8. M.G. Cockcroft and D.J. Latham, "Ductility and the workability of Metals", *J. Inst. Metals.*, p33, 1968.
9. S.I. Oh, C.C. Chen and S. Kobayashi, "Ductility Fracture in axisymmetric extrusion and drawing, Part 2", *J. Eng. Ind.*, p36, 1979.
10. J.L. Frater and B.R. Penza, "Predicting Fracture in Cold Upset Forging by Finite Element Method", *J. Mater. Shaping Tech.*, p.57, 1989.
11. 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.
12. R.A. Jacobs, "Increased Rates of Convergence Through Learning Rate Adaptation", *Neural Networks*, Vol.1. p.295-307, 1988.
13. M. Hagiwara, "Theoretical Derivation of Momentum Term in Backpropagation", *IJCNN'92*, Vol.1, p.682-686, 1992.
14. 고대철, 이진희, 김병민, 최재찬, "금속성형공정에서 연성파괴예측", *한국소성가공학회 논문집*, 제3권, 제2호, p.167, 1994.