

실험계획법과 신경망을 이용한 수직형 롤러 분쇄기의 최적설계에 관한 연구

이동우[†]·이수진^{*}·홍순혁^{*}·조석수^{**}·주원식^{***}

A Study on Optimal Design for Vertical Roller Mill using DOE and Neural Network

Dong Woo Lee, Soo Jin Lee, Soon Hyeok Hong, Seok Swoo Cho, and Won Sik Joo

Key Words: ANOVA(분산분석), DOE(실험계획법), Main Effect(주효과), Neural Network(신경망), Optimal Design(최적설계), Vertical Roller Mill(수직형 롤러 분쇄기)

Abstract

The vertical roller mill is the important machine grinding and mixing various crude materials in the manufacturing process of portland cement. Vertical roller mill is subjected to the cyclic bending stress by rollers load. It demands 4×10^7 cycle but has $4 \times 10^6 \sim 8 \times 10^6$ cycle. It fractures at the edge of grinding path of outside roller. The repair expense for it amounts to 30% of total maintenance. Therefore, this study shows optimal design for vertical roller mill using DOE and neural network.

1. 서론

포틀랜드 시멘트의 제조과정 중 각종 혼합 형태의 원료를 분쇄하는 분쇄기(Mill)는 중요한 설비이다.

또한 국내에 도입된 수직형 롤러 분쇄기(Vertical roller mill)는 포틀랜드 시멘트의 원료인 석회석의 시간당 생산량이 5.5MN이나 되는 세계 최대 규모의 분쇄기로서 테이블 라이너의 설계 수명이 4×10^7 사이클 정도이나 대략 $4 \times 10^6 \sim 8 \times 10^6$ 사이클 정도에서 파괴되고 있어 계획 예방 정비에 대한 어려움이 있다.¹⁾ 따라서 수직형 롤러 분쇄기의 파손 사고 원인을 구체적으로 구명한 뒤 이에 대한 내용을 설계에 충분히 반영할 필요가 있다.

효과적인 설계 및 재설계를 위하여 최적설계를 도입하여 해결하고자 하는 연구가 진행되어 왔으며 이 중 확률론적인 절차가 내재되어 있어 불확실성을 다룰 수 있고, 대량의 복잡한 비선형적인 관계도 단순화의 과정

없이 연관 관계를 자체 조직화할 수 있는 인간의 뇌와 가장 유사한 병렬연산모델인 신경망의 적용에 대한 연구 또한 이루어져 왔다.^{2),3)}

그러나 기존의 연구는 신경망의 함수근사능력을 이용하여 최적설계에서 목적함수의 계산에 필요한 부분을 신경망으로 대체하여 유한요소해석의 과도한 해석 시간을 줄이기 위한 것이 대부분이었다.^{4),5)}

본 연구는 실험계획법과 시뮬레이티드 어닐링을 이용하여 신경망의 학습데이터를 구성하고 이를 이용하여 수직형 롤러 분쇄기의 최적형상에 필요한 실제적인 설계변수를 결정하고자 한다.

2. 수직형 롤러 분쇄기의 파손 사고

Fig. 1은 수직형 롤러 분쇄기의 파손 양상을 나타낸 것이다. 완전 파괴된 분쇄기와 부분적으로 파괴된 분쇄기의 파손 양상을 관찰하면 외측 분쇄기의 모서리에서 균열이 발생하여 분쇄기의 원주 방향과 축 방향으로 성장하여 최종 파단에 이르게 된다.

3. 시험편 및 시험방법

3.1 재료 및 시험편

† 동아대학교 기계공학과 대학원

E-mail : dr_woooow@yahoo.co.kr

TEL : (051)200-6981 FAX : (051)200-7656

* 동아대학교 기계공학과 대학원

** 삼척대학교 자동차공학과

*** 동아대학교 기계공학과

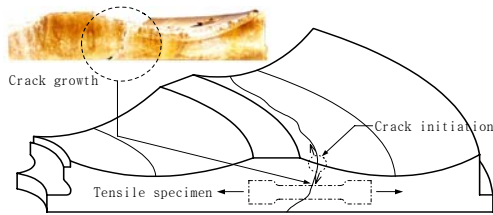


Fig. 1 Sampling direction of tensile and bending specimen and fracture process of roller mill

Fig. 1은 수직형 롤러 분쇄기의 인장 시편의 채취 방향을 나타낸 것이다. 인장 시편은 수직형 롤러 분쇄기의 파손 양상을 고려하여 그림에서 보는 것처럼 테이블 라이너의 반경 방향으로 채취하였다. 인장시험은 정격하중 98kN인 만능재료 시험기(INSTRON model 1337)와 표점거리 25mm인 신장계(INSTRON model 2630-004)를 사용하여 수행하였다.

4. 수직형 롤러 분쇄기의 유한요소해석

수직형 롤러 분쇄기의 응력 해석은 CATIA V5.9에 내장되어 있는 선형해석을 이용하였다. 응력해석 대상 부품으로는 전체 분쇄기를 해석을 수행하였다. 수직형 롤러 분쇄기의 해석에 사용된 솔리드 요소는 10절점 4면체 요소(3-D Ten -node tetrahedron element)를 사용하였다. 3차원 4면체 요소의 절점과 요소수는 각각 40,562, 24,684 개이고 재료는 SC450 구조용 주강품으로 화학적 조성과 물성값을 Table 1, 2에 나타내었다.

Table 1 Chemical composition of SC450steel(%)

| C | Cr | Si | Mn | Ni | P | S |
|------|------|-----|-----|-------|------|------|
| 0.22 | 0.10 | 0.8 | 0.7 | 0.015 | 0.04 | 0.06 |

Table 2 Mechanical properties of SC450 steel

| Properties | Unused | Used |
|--------------------------------------|-----------------------|-----------------------|
| Yield strength σ_{ys} (MPa) | 238.2 | 241.6 |
| Tensile strength σ_b (MPa) | 480 | 474 |
| Poisson's ratio ν | 0.300 | 0.306 |
| Elongation ϵ_f (%) | 24 | 22.7 |
| Young's modulus E (GPa) | 203 | 206 |
| Density ρ (kg/mm ³) | 7.85×10^{-6} | 7.85×10^{-6} |

4.1 경계 조건

Fig. 2는 수직형 롤러 분쇄기의 경계조건을 나타낸 것으로 수직형 롤러 분쇄기의 형상을 고려하여 1/4대칭면에 해당하는 각각의 면을 대칭경계조건(Symmetric constraint condition)을 설정하고 X축상의 절점에 Y축 방향 변위를 구속하였으며 테이블과 테이블 라이너는

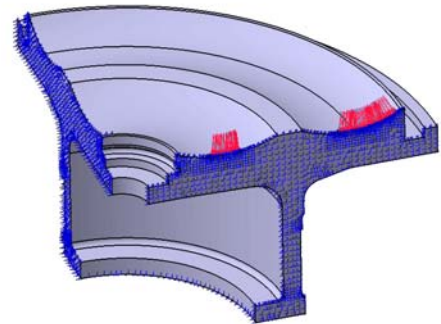


Fig. 2 Load and boundary conditions of vertical roller mill

동일요소로 가정하였다.

4.2 하중 조건

유한요소모델에 적용하는 하중조건은 Fig. 2에 나타난 바와 같이 분쇄 롤러와 테이블 라이너의 접촉영역에 부분분포하중을 부하하였다.

그리고 테이블 라이너에 부하되는 파손하중조건은 파손해석에서 구한 11.71 MN을 부하하였다.

5. 분산분석을 이용한 설계변수 결정 및 민감도 해석

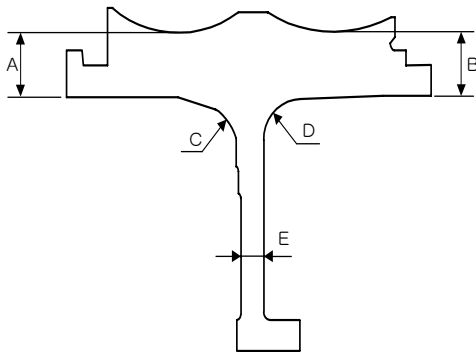
5.1 분산분석을 이용한 설계변수 결정

파손된 수직형 분쇄기의 최적설계를 위하여 최대응력, 최대변위 및 부피에 영향을 미칠 것으로 예상되는 변수 5 개를 설계변수로 선택하였으며 Fig. 3에 도시하였다. 설계변수에 대한 제한조건은 기계 설계를 위해서 성능 혹은 제작과 관련된 중요한 의미를 갖기 때문에 최적설계 과정에서 충분히 검토되어야 한다. 따라서 각 설계변수는 수직형 분쇄기와 타 기기와의 간섭 및 구동에 영향이 미치지 않는 범위에서 변경할 수 있는 최대, 최소치를 기준으로 제한하였으며 이들 각 설계변수에 대한 제한조건은 Table 3에 나타내었다.

또한 수직형 롤러 분쇄기의 최적설계를 하기 앞서 각 설계변수가 수직형 분쇄기의 최대응력, 최대변위 및 부피에 대한 영향도를 알기위하여 각 설계변수의 제한조건 내에서 분산분석을 실시하여 그 영향도를 조사하였다. 각 인자의 수준은 앞에서 언급한 각 설계변수의 상한값과 하한값의 최대 및 최소치로 설정하였으며 Table 4에 나타내었다. 분산분석에 사용한 직교배열표는 설계변수의 개수를 고려하여 2수준 5인자 $L_8(2^7)$ 을 이용하였으며 해석의 단순화를 위하여 설계변수들의 교호작용은 고려하지 않았다. 특성치는 수직형 분쇄기의 최대응력, 최대변위 및 부피로 설정하여 유한

요소해석 후 그 결과를 Table 5에 나타내었다.

Table 6은 Table 5의 결과를 기초로 각 특성치에 대한 설계변수의 영향을 평가하기 위하여 분산분석을 실시한 결과이며 유의수준 0.01로 평가하였다. 이 표에서 나타난 것처럼 설계변수 A는 최대응력, 최대변위 및 부피 등 각 특성치에 모두 유의한 것으로 나타났으며, 설계변수 C는 최대응력과 부피에 유의한 것으로, 부피의 경우에는 설계변수는 A, B, C, E가 유의한 것으로 나타났으나, 설계변수 D의 경우는 각 특성치에 아무런 영향을 주지 못하는 것으로 평가되었다. 따라서 초기에 설정한 5개의 설계변수에서 D를 제외할 수 있었으며 수직형 분쇄기의 부피를 최소화하기 위해 설계변수 D를 제한조건의 최소치 30 mm로 고정하였다.



- A : Outer thickness of vertical roller mill
- B : Inner thickness of vertical roller mill
- C : Outer radius of vertical roller mill
- D : Inner radius of vertical roller mill
- E : Thickness of grinding bowl

Fig. 3 Design variables of vertical roller mill

Table 3 Bounds of design variable

| Design variable | Minimum value (m) | Design value (m) | Maximum value (m) |
|-----------------|-------------------|------------------|-------------------|
| A | 0.210 | 0.385 | 0.570 |
| B | 0.210 | 0.380 | 0.450 |
| C | 0.300 | 0.200 | 0.650 |
| D | 0.300 | 0.250 | 0.350 |
| E | 0.700 | 0.175 | 0.250 |

Table 4 Levels of factor

| Factor \ Level | 0 | 1 |
|----------------|-------|-------|
| A | 0.210 | 0.570 |
| B | 0.210 | 0.450 |
| D | 0.300 | 0.650 |
| D | 0.300 | 0.350 |
| E | 0.700 | 0.250 |

Table 5 Analysis results using orthogonal arrays

| Fxn No. | Design variables | | | | | | Responses | | | |
|---------|------------------|---|---|---|---|----|-----------|--------------|----------|--------------------------|
| | A | B | C | D | E | e1 | e2 | Stress (MPa) | Disn (m) | Volume (m ³) |
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 400.39 | 0.0105 | 2.224 |
| 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 466.98 | 0.00752 | 2.944 |
| 3 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 214.54 | 0.00382 | 3.178 |
| 4 | 0 | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 213.92 | 0.00298 | 3.790 |
| 5 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 1 | 130.84 | 0.00112 | 5.200 |
| 6 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 132.81 | 0.0015 | 4.596 |
| 7 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 155.57 | 0.00157 | 5.183 |
| 8 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 158.96 | 0.00208 | 4.688 |

Table 6 Analysis of variance for response

| Factor | Sum of Squares | DOF | Variance | F-ratio | P-ratio |
|--------|----------------|-----|----------|---------|---------|
| A | 64378 | 1 | 64378 | 113.96 | 0.009** |
| B | 18821 | 1 | 18821 | 33.32 | 0.029 |
| C | 29987 | 1 | 29987 | 53.08 | 0.018** |
| D | 636 | 1 | 636 | 1.13 | 0.4 |
| E | 459 | 1 | 459 | 0.81 | 0.462 |
| Error | 1130 | 2 | 565 | | |
| Total | 115410 | 7 | | | |

(a) Analysis of variance for stress

| Factor | Sum of Squares | DOF | Variance | F-ratio | P-ratio |
|--------|----------------|-----|----------|---------|---------|
| A | 43.013 | 1 | 43.013 | 74.86 | 0.013** |
| B | 12.98 | 1 | 12.98 | 22.59 | 0.042 |
| C | 18.758 | 1 | 18.758 | 32.65 | 0.029 |
| D | 1.073 | 1 | 1.073 | 1.87 | 0.305 |
| E | 2.773 | 1 | 2.773 | 4.83 | 0.159 |
| Error | 1.149 | 2 | 0.575 | | |
| Total | 79.745 | 7 | | | |

(b) Analysis of variance for displacement

| Factor | Sum of Squares | DOF | Variance | F-ratio | P-ratio |
|--------|----------------|-----|----------|---------|---------|
| A | 7.0895 | 1 | 7.0895 | 2408.83 | 0.0** |
| B | 0.4395 | 1 | 0.4395 | 149.32 | 0.007** |
| C | 0.372 | 1 | 0.372 | 126.38 | 0.008** |
| D | 0.0068 | 1 | 0.0068 | 2.31 | 0.268 |
| E | 0.7387 | 1 | 0.7387 | 251 | 0.004** |
| Error | 0.0059 | 2 | 0.0029 | | |
| Total | 8.6523 | 7 | | | |

** : 1% Level of significance⁹⁾

(c) Analysis of variance for volume

5.2 설계변수에 대한 민감도 해석

Fig. 4는 분산분석 후 각 특성치에 대한 설계변수의 주효과를 나타낸 것으로 이를 이용하여 설계변수에 대한 민감도 해석을 수행하였으며, 각 특성치에 유의한 설계변수에 대해서 주효과를 평가하였다. 그림에서 점

선은 각 특성치의 총평균이고 각 점은 수준에서의 평균을 의미한다.

최대응력의 경우에 대한 설계변수 A와 C의 주효과를 보면 A0와 C0에서 주효과가 크게 나타났으며 설계변수의 치수가 감소할수록 최대응력이 증가하였으며, 최대변위의 경우에 대한 설계변수 A의 주효과를 보면 A0에서 주효과가 제일 크게 나타났으며 설계변수의 치수가 감소할수록 최대변위가 증가하였다. 또한 부피

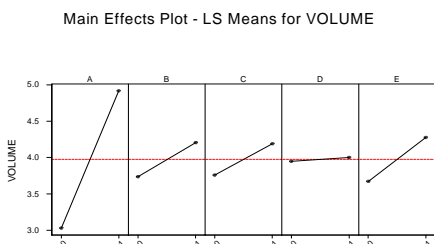
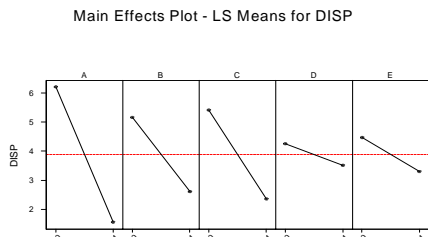
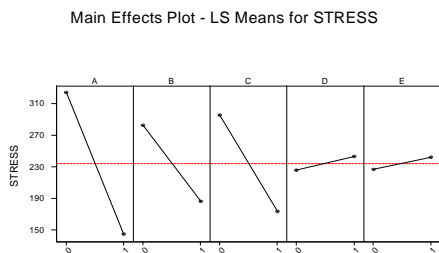


Fig. 4 Main Effects of response

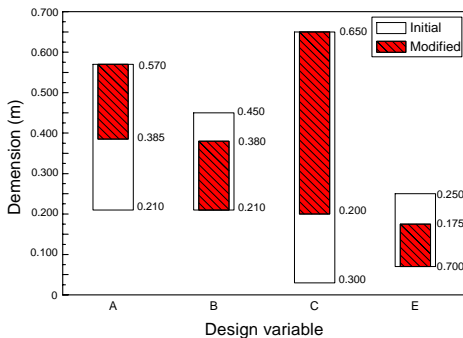


Fig. 5 Modified bounds of design variable

의 경우에 있어서 설계변수 A, B, C, E의 주효과를 보면 A1, B1, C1, E1에서 주효과가 크게 나타났으며 설계변수의 치수가 증가할수록 부피가 증가하였다.

따라서 각 특성치에 대한 설계변수의 주효과를 고려하여 설계변수의 제한조건을 재설정하였다. 설계변수 A의 경우는 수직형 분쇄기의 최대응력, 최대변위, 부피에 모두 영향을 주는 인자이나 테이블 라이너의 파손을 고려하여 최대응력을 최소화하기 위하여 기존 치수보다 증가하는 방향으로 설정하였다. 설계변수 B와 E의 경우는 부피에만 영향을 주는 인자이므로 기존 치수보다 감소하는 방향으로 설정하였다. 설계변수 C의 경우는 최대응력과 부피에 영향을 주는 인자이나 설계변수 A의 경우와 동일하게 최대응력을 최소화시키기 위해 기존 치수보다 증가하는 방향으로 설정하였다. Fig. 5은 앞의 결과를 기초로 초기 설계변수와 재설정된 설계변수의 제한조건을 나타내었다.

6. 직교배열표와 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 수직형 롤러 분쇄의 신경망 모델링

신경망의 학습데이터로 시뮬레이티드 어닐링과 직교배열표에 의해 생성된 데이터를 사용하므로써 최적화시의 시뮬레이티드 어닐링의 과도한 수행시간의 단점을 보완하고 직교배열표에 의한 데이터 개수의 제한에 따른 신경망의 일반화 문제를 보완하고자 한다.

6.1 신경망의 기본적 구조

신경망에 기초를 둔 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적화모델을 설계하기 위해서는 수직형 롤러 분쇄기의 거동을 표현하기 위한 입력층과 출력층 유닛에 사용할 설계 파라미터를 결정해야만 한다. 따라서 수직형 롤러 분쇄기의 최적설계의 관점에서 수직형 롤러 분쇄기가 무한수명을 가지는 최대응력과 최대변위 및 경량화를 위한 부피 등의 목적함수를 입력층 유닛으로, 요구목표를 만족하는 설계변수들을 출력층 유닛으로 신경망을 설계하였으며 그 구조를 Fig. 6에 나타내었다.

6.2 직교배열표와 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 신경망 모델링

역전파 신경망을 학습시키는데 필요한 데이터를 얻기 위하여 설계변수의 개수를 고려하여 L₁₆의 직교배열표를 이용하여 데이터를 생성하였다.

또한, 직교배열표에 사용한 설계변수의 수준은 Fig. 5의 분산분석에 의하여 설정한 설계변수 제한조건을 이용하여 4수준으로 하였다.

시뮬레이티드 어닐링 알고리즘과 수직형 롤러 분쇄기의 구조해석을 이용한 신경망의 데이터 생성은 CAD/CAM/CAE 소프트웨어인 CATIA Ver.5.9의 PEO(Product

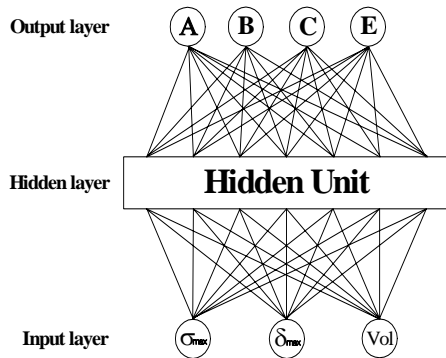


Fig. 6 Architecture of neural networks for optimal design modeling

engineering optimizer)를 이용하여 자동수행하였다. 시뮬레이티드 어닐링에 의하여 생성된 신경망의 학습데이터는 총 87 개의 데이터를 생성하였다.

신경망의 학습에는 시뮬레이티드 어닐링에서 생성한 86 개의 데이터와 앞 절의 직교배열표에서 구한 16 개의 데이터를 합한 102 개의 데이터를 사용하였으며, 나머지 하나는 미학습데이터로 이용하여 일반화 데이터로 사용하였다.

또한 Fig. 7은 시뮬레이티드 어닐링과 직교배열표에서 구한 수직형 롤러 분쇄기의 설계변수의 제한조건 내에서의 분포를 나타낸 것으로 각 설계변수가 제한조건 내에 적절하게 분포되어 있음을 알 수 있다.

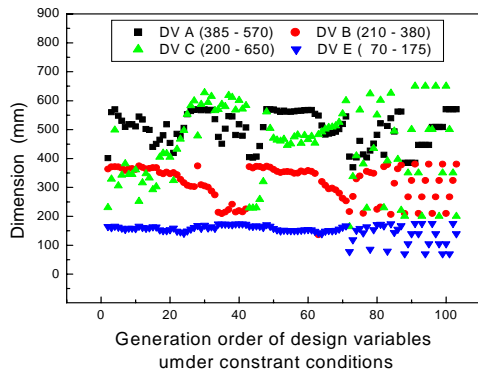


Fig. 7 Distribution of design variables generated by OA and SA

6.3 최적학습조건에 의한 일반화

Table 7은 직교배열표와 시뮬레이티드 어닐링에 의한 신경망설계에 대한 초기값과 각 인자의 영향을 조사한 후의 최적조건을 나타내었다.

Fig. 8은 직교배열표와 시뮬레이티드 어닐링에 의하여 생성된 데이터로 신경망을 구성한 후의 학습결과와 일반화 결과를 나타낸 것으로 학습에 대한 추정평균오차는 공학적 오차범위 내에 존재하였으며 미학습 데이

Table 7 Optimal conditions for learning of neural networks

| | |
|------------------------|-----------|
| Number of hidden layer | 1 |
| Number of hidden unit | 15 |
| Learning rate | 0.5 |
| Momentum rate | 0.9 |
| Number of data | 102 |
| Number of epochs | 2,500,000 |

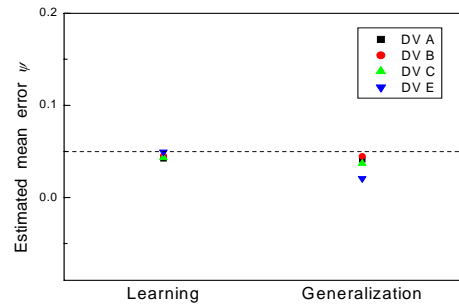


Fig. 8 Estimated mean error for learning and generalization

터에 대한 일반화 결과 또한 추정평균오차 내에 존재하고 있어 학습이 성공적으로 이루어졌음을 알 수 있다.

7. 신경망을 이용한 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적설계

본 연구에서 신경망을 이용한 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적설계는 신경망에 수직형 롤러 분쇄기의 구조해석데이터를 입력하여 그것을 자기 조직화시키거나 그것의 결합계수를 수정하여 요구목적에 대한 최적의 설계변수를 예측하고자 하는 것이다. 따라서, 파손부인 수직형 롤러 분쇄기가 무한수명을 갖기 위한 응력과 변위 그리고 부피를 목적함수로 하고 주어진 요구목적에 부합하는 설계변수를 예측하였다. 변위는 기존의 수직형 롤러 분쇄기의 유한요소해석에 의한 변위 즉, 초기설계시의 변위를, 부피는 수직형 롤러 분쇄기의 초기 부피의 5 %를 각각 목적함수값으로 설정하였으며 Table 8는 기존의 유한요소해석결과와 그에 따라 설정한 목적함수값을 나타내었다.

설정된 목적함수를 기초로 지금까지 직교배열표와

Table 8 FEM analysis results of initial and object values

| | Stress (MPa) | Displacement (m) | Volume (m ³) |
|---------------|--------------|------------------|--------------------------|
| Initial value | 147.1 | 0.00279 | 3.988 |
| Object value | 136.4 | 0.00268 | 3.7886 |

시뮬레이티드 어닐링에 의하여 생성된 데이터로 신경망을 학습하였으며 학습된 신경망을 이용하여 목적함수에 부합하는 최적의 설계변수를 예측하였으며 Table 9은 최적화된 설계변수를 나타낸 것이며 설계변수 D의 경우는 분산분석에 의하여 결정한 값이다. 최적화된 설계변수의 경우 최대응력지점의 응력완화를 위하여 설계변수 A와 C의 치수가 많이 증가하였으며 이는 민감도 해석결과와도 일치함을 알 수 있으며 응력에 영향을 미치지 않는 설계변수 C의 치수는 변경 가능한 하한값까지 감소하였다.

또한 Table 10은 신경망의 입력값에 대한 최적화된 설계변수에 의해 재해석된 유한요소해석 결과를 비교한 것으로 최대응력과 부피의 경우는 각각 0.73 %와 0.24 % 오차를 보이고 있어 공학적 한계오차인 5 % 이내에 수렴하고 있음을 알 수 있으나 최대변위의 경우는 7.46 %의 오차를 보이고 있다. 최대변위의 경우 높은 오차를 보이는 것은 앞 장의 분산분석에 나타난 것과 같이 수직형 롤러 분쇄기의 최대응력에 많은 영향을 미치는 설계변수 A와 C의 변화가 크게 나타났기 때문이라고 생각된다.

Table 11은 기존의 설계값과 신경망에 의해 최적화된 값의 유한요소해석 결과를 비교한 것으로 최대응력 7.95 %, 최대변위 11.1 %, 부피 4.76 %의 감소를 보였다.

Table 9 Results of optimized design variables by neural networks

| Results \ DV | A | B | C | D | E |
|------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Initial dimension(m) | 0.385 | 0.380 | 0.200 | 0.250 | 0.175 |
| Optimized dimension(m) | 0.441 | 0.201 | 0.459 | 0.030 | 0.114 |

Table 10 Reanalysis results of multi-objective optimized vertical roller mill

| Items \ Objective | Stress (MPa) | Displacement (m) | Volume (m ³) |
|-------------------|--------------|------------------|--------------------------|
| Object value | 136.4 | 0.00268 | 3.7886 |
| Reanalysis value | 134.5 | 0.00248 | 3.798 |
| Error (%) | 0.73 | 7.46 | 0.24 |

Table 11 Comparison between initial and optimized value for object function

| Items \ Objective | Stress (MPa) | Displacement (m) | Volume (m ³) |
|-------------------|--------------|------------------|--------------------------|
| Initial value | 147.1 | 0.00279 | 3.988 |
| Optimized value | 134.5 | 0.00248 | 3.798 |
| Reduction (%) | 7.95 (↓) | 11.1 (↓) | 4.76 (↓) |

8. 결론

과손시 부하된 과손하중을 기초로 수직형 롤러 분쇄기가 무한수명을 가지는 응력과 변위 및 부피에 대한 다목적 최적설계를 수행하기 위하여 인지과학방법 중의 하나인 신경망을 이용하여 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 학습된 신경망을 이용하여 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적화를 수행한 결과, 최대응력 7.95 %, 최대변위 11.1 %, 부피 4.76 %의 감소를 보였다.
2. 학습된 신경망을 이용하여 목적함수에 대한 최적 설계변수를 예측한 결과 미학습 데이터에 대한 모델링이 추정평균오차 내에서 정확하게 수행되므로 수직형 롤러 분쇄기의 다변수 다목적 조합최적화 문제에 적용될 수 있었다.

참고문헌

- (1) Tongyang Cement Co., "Maintenance of table liner for vertical roller mill," pp.16~19, 1993.
- (2) Hans Eschenauer, Juhani Koski, Andrzej Osyczka, "Multicriteria Design Optimization," Springer-Verlag, 1990.
- (3) X-Wu, J. Ghabusi, "Modelling The Cyclic Behavior of Concrete Using Adaptive Neural Network," Computational mechanics, Vol.1, pp.1319~1329, 1993.
- (4) Jin-Rae Cho, Sung-Woo Shin, Hyun-Sung Jeong, Nam-Jeon Kim and Kee-Woon Kim, "Optimum Design of Tire Crown Contour utilizing Neural Network," KSME, Vol.26, No.10, pp.2142~2149, 2002.
- (5) D. H. KIM, D. J. KIM, H. K. KIM, B. M. KIM AND J. C. CHOI, "Process Design of a Hot Forged Product Using the Neural Network and the Statistical Design of Experiments," KSPE, Vol.15, No.9, pp.15~24, 1998.
- (6) Park, Sung Hyun, "Modern Design of Experiments," Minyoungsa press, pp.85~86, 1995.