

<학술논문>

DOI:10.3795/KSME-A.2010.34.7.813

신경회로망을 이용한 수직형 롤러 분쇄기의 최적설계

이 동 우* · 조 석 수**†

* 동아대학교 기계공학과, ** 강원대학교 자동차공학과

Optimization of Vertical Roller Mill by Using Artificial Neural Networks

Dong-Woo Lee* and Seok-Swoo Cho**†

* Dept. of Mechanical Engineering, Dong-A Univ.

** Dept. of Vehicle Engineering, Kangwon Nat'l Univ.

(Received October 14, 2009 ; Revised April 26, 2010 ; Accepted April 26, 2010)

Key Words: Vertical Roller Mill(수직형 롤러분쇄기), Neural Networks(신경회로망), Optimization (최적화)

초록: 포틀랜드 시멘트용 분쇄기는 독일과 일본 등 선진국에서 도입된 고가의 대형 기계이다. 따라서 이에 대한 체계적 정비 및 보수가 원활히 진행되어야 포틀랜드 시멘트의 생산설비에 대한 안정성을 확보할 수 있다. 한편 국내에 도입된 수직형 롤러 분쇄기는 포틀랜드 시멘트의 원료인 석회석의 시간당 생산량이 5.5MN 이나 되는 세계 최대 규모의 분쇄기로서 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 있으며, 수직형 롤러 분쇄기의 보수비용을 절감하기 위하여 롤러 분쇄기에 대한 효과적인 재설계가 필요한 실정이다. 따라서 본 연구에서는 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 신경회로망을 수직형 롤러 분쇄기에 적용하여 최적설계를 수행하였다.

Abstract: The vertical roller mill is important for machine grinding and mixing various crude materials in the process of producing Portland cement. A vertical roller mill is subjected to cyclic bending stress because of the roller load. Because of the cyclic bending stress, only $4 \times 10^6 \sim 8 \times 10^6$ cycles are achieved instead of 4×10^7 cycles. The stress also causes fractures at the edge of grinding path of the outer roller. The expenses incurred in repairing the grinding path amounts to 30% of the total maintenance cost. Therefore, it is desirable to redesign the vertical roller mill in order to reduce the expenses incurred in repairing the roller. In this study, artificial neural networks (ANNs) were applied in order to solve the multiobjective optimization problem for vertical roller mills by using the function approximation ability of ANNs. To learn and generalize ANNs, the maximum and minimum stresses were estimated from the results of the finite-element analysis of a vertical roller mill. Thus, ANNs could be applied to solve the multiobjective optimization problem.

1. 서 론

국내에 도입된 대부분의 포틀랜드 시멘트용 분쇄기는 독일과 일본 등 선진국에서 도입된 고가의 대형 기계이다. 따라서 이에 대한 체계적 정비 및 보수가 원활히 진행되어야 포틀랜드 시멘트의 생산설비에 대한 안정성을 확보할 수 있다. 한편 국내에 도입된 수직형 롤러 분쇄기(Vertical roller mill)는 포틀랜드 시멘트의 원료인 석회석의 시간당 생산량이 5.5MN이나 되는 세계 최대 규

모의 분쇄기로서 설계 수명이 4×10^7 사이클 정도 이나 대략 $4 \times 10^6 \sim 8 \times 10^6$ 사이클 정도에서 파괴되고 있어 계획 예방 정비에 대한 어려움이 있다. 따라서, 수직형 롤러 분쇄기의 보수비용을 절감하기 위하여 롤러 분쇄기에 대한 효과적인 재설계가 필요한 실정이다.⁽¹⁾

구조물의 효과적인 설계 및 재설계를 위하여 최적설계를 도입하여 해결하고자 하는 연구가 진행되어 왔으며, 이러한 연구로서 확률론적인 방법인 모의 담금질법(Simulated annealing), 타부서치(Tabu search), 신경회로망(Neural networks:NNs) 및 유전자 알고리즘(Genetic algorithm) 등이 등장

† Corresponding Author, sscho394@kangwon.ac.kr

하였으며,⁽²⁻⁵⁾ 이들은 실행시간이 상당히 길다는 것과 항상 유용한 해를 제공한다는 확증이 없다는 단점에도 불구하고 국소해를 탈출할 수 있는 가능성이 크기 때문에 전역해를 구하는데 매우 유리하다는 이유로 선호되고 있다.⁽⁶⁾

따라서 본 연구에서는 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 신경회로망을 수직형 롤러 분쇄기에 적용하여 최적설계를 수행하였다.

2. 수직형 롤러 분쇄기의 파손 사고

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

3. 실험계획법과 신경회로망을 이용한 롤러 분쇄기의 최적설계

본 연구는 실험계획법 중의 하나인 분산분석과 주효과 분석을 이용하여 설계변수의 민감도 해석을 수행한 후, 신경망의 함수근사능력을 적용하여 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적설계를 수행하였다.

Fig. 2는 실험계획법과 신경회로망을 이용한 최적설계의 흐름도를 나타낸 것으로 다음과 같은 순서로 이루어진다.

- 1) 설계변수 중에서 목적함수에 유의한 변수를 분산분석을 통해 결정
- 2) 주효과 분석을 이용하여 선택된 설계변수의 민감도 분석
- 3) 신경회로망에 의한 최적화

3.1. 수직형 롤러 분쇄기의 유한요소해석

수직형 롤러 분쇄기의 응력 해석은 CATIA V5에 내장되어 있는 선형해석⁽⁷⁾을 이용하였다. 수직형 롤러 분쇄기의 유한요소해석에 사용된 요소는 10절점 4면체 요소(3-D Ten-node tetrahedron element)를 사용하였다. 해석에 사용된 절점과 요소수는 각각 40,562, 24,684 개이고 재료는 SC450

구조용 주강품으로 물성값을 Table 1에 나타내었다.

Fig. 3은 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 구속하였다.

Table 1 Mechanical properties of SC450 steel

Properties	SC450
Yield strength σ_{ys} (MPa)	238.2
Tensile strength σ_b (MPa)	474
Poisson's ratio ν	0.300
Elongation ϵ_f (%)	24
Young's modulus E (GPa)	203
Density ρ (kg/mm ³)	7.85×10^{-6}
Fatigue limit S (MPa)	79.7

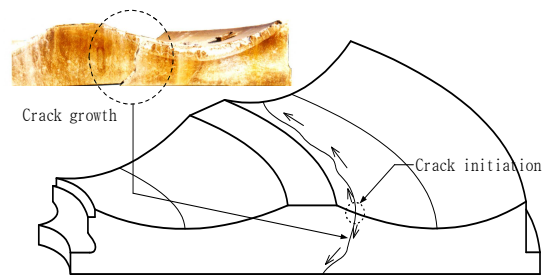


Fig. 1 Fracture process of vertical roller mill

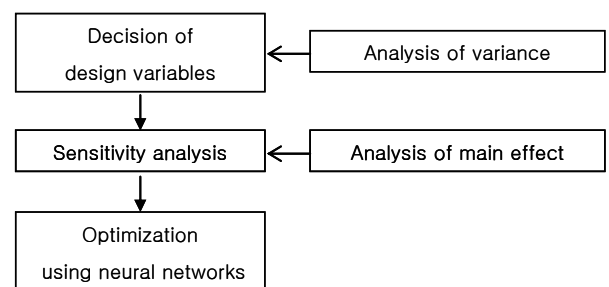


Fig. 2 Flow chat of optimization using DOE and NNs

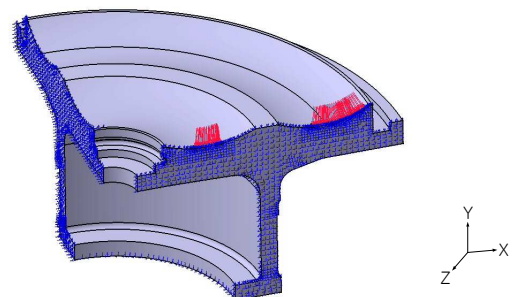


Fig. 3 Load and boundary conditions of vertical roller mill

Table 2 Analysis results of vertical roller mill using FEM

	σ_{max} (MPa)	σ_{min} (MPa)	δ_{max} (m)
Design load	36.78	0.005936	0.00068
Failure load	147.1	0.05834	0.00279

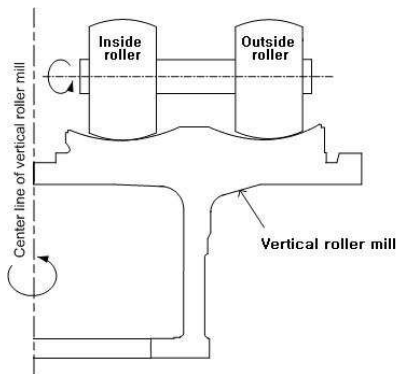


Fig. 4 Loading condition of vertical roller mill

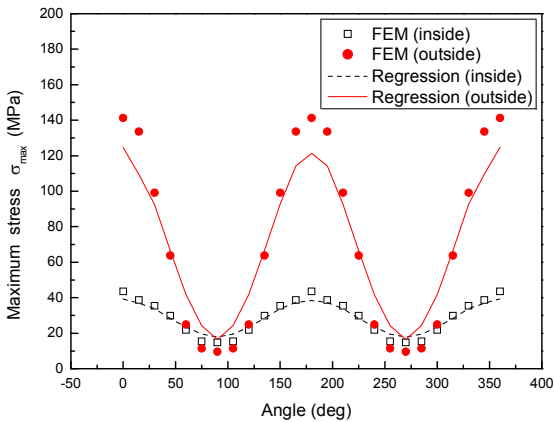


Fig. 5 Von Mises stress distribution of circumferential angle

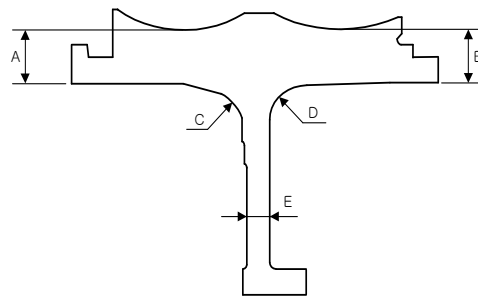
롤러 분쇄기에 부하되는 하중조건은 기존의 파손해석 연구⁽⁸⁾에서 구한 하중을 부하하였다. 하중 조건은 Fig. 3과 4에 나타난 바와 같이 각 롤러와 롤러 분쇄기의 접촉영역에 각각 1.1 MN과 11.71 MN을 부분분포하중 형태로 부하하였다.

Table 2는 수직형 롤러 분쇄기의 실제 설계시 고려된 하중과 파손시에 부하된 작용하중에 대한 유한요소해석 결과를 나타낸 것이다.⁽⁸⁾ 표에서 알 수 있는 것처럼 최대 응력은 147.1 MPa이고 이 값은 피로한도를 초과하고 있으며, 최대 변위는 0.00279 mm이다.

그리고 Fig. 5는 유한요소해석을 기초로 롤러

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	0.030	0.200	0.650
D	0.300	0.250	0.350
E	0.070	0.175	0.250



- 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 vertical roller mill

Fig. 6 Design variables of vertical roller mill

분쇄기의 최대응력 발생 지점의 각도에 따른 응력파형을 나타낸 것으로 그림에서 알 수 있는 것과 같이 전형적인 정현파의 피로하중을 받고 있음을 알 수 있다.

3.2 분산분석을 이용한 설계변수 결정 및 민감도 해석

3.2.1 분산분석을 이용한 설계변수 결정

파손된 수직형 분쇄기의 최적설계를 위하여 최대응력, 최대변위 및 부피에 영향을 미칠 것으로 예상되는 변수 5 개를 설계변수로 선택하였으며 Fig. 6에 도시하였다. 설계변수에 대한 제한조건은 수직형 분쇄기와 타 기기와와의 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

Table 4 Levels of factor

Factor \ Level	0	1
A	0.210	0.570
B	0.210	0.450
C	0.030	0.650
D	0.030	0.350
E	0.070	0.250

Table 5 Analysis results using orthogonal arrays

Exp. No.	Design variables							Responses		
	A	B	C	D	E	e1	e2	Stress (MPa)	Disp. (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			

(c) Analysis of variance for volume

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 유한요소해석 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.

3.2.2 설계변수에 대한 민감도 해석

Fig. 7은 분산분석 후 각 특성치에 대한 설계변수의 주효과를 나타낸 것으로 이를 이용하여 설계변수에 대한 민감도 해석을 수행하였으며, 각 특성치에 유의한 설계변수에 대해서 주효과를 평가하였다. 그림에서 점선은 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 부피의 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 최소

화하기 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. 8은 앞의 결과를 기초로 초기 설계변수와 재설정된 설계변수의 제한조건을 나타내었다.

3.3 신경회로망의 기본적 구조

신경회로망에 기초를 둔 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적화모델을 설계하기 위해서는 수직형

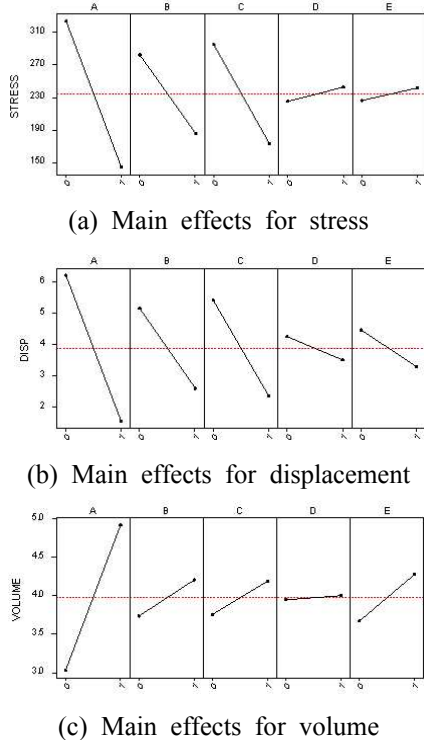


Fig. 7 Main Effects of response

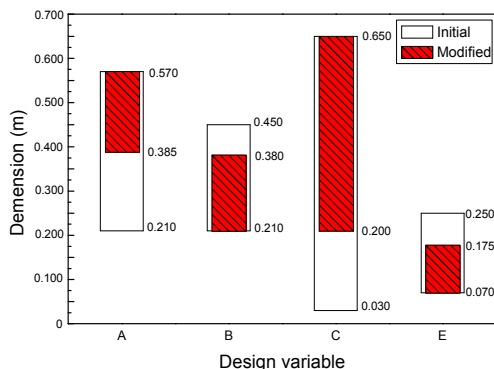


Fig. 8 Modified bounds of design variable

롤러 분쇄기의 거동을 표현하기 위한 입력층과 출력층 유니트에 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 유니트로, 요구목표를 만족하는 설계변수들을 출력층 유니트로 신경회로망을 설계하였다. 이상을 기초로 신경회로망의 구조를 Fig. 9에 나타내었다.

3.3.1 직교배열표와 시뮬레이티드 어닐링을 이용한 신경회로망 데이터 생성

신경회로망의 학습데이터로 시뮬레이티드 어닐링과 직교배열표에 의해 생성된 데이터를 사용하였으며, 시뮬레이티드 어닐링 알고리즘에 의한 데이터 생성은 CAD/CAM/CAE 소프트웨어인 CATIA V5의 PEO(Product engineering optimizer)⁽⁹⁾를 이용하여 수행하였다.

신경회로망의 학습에는 시뮬레이티드 어닐링에서 생성한 87 개의 데이터와 직교배열표에서 구한 16 개의 데이터를 합한 103 개의 데이터를 사용하였으며, 이 중 하나는 미학습데이터로 이용하여 일반화 데이터로 사용하였다. Fig. 10은 시뮬레이티드 어닐링과 직교배열표에서 구한 수직형 롤러 분쇄기의 설계변수의 제한조건 내에서의 분포를 나타낸 것으로 각 설계변수가 제한조건 내에 적절하게 분포되어 있음을 알 수 있다.

3.3.2 최적학습조건에 의한 일반화

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

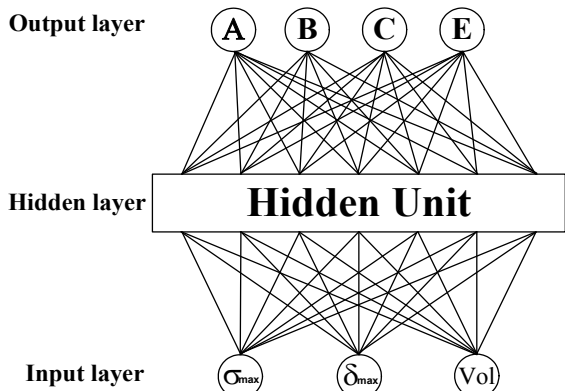


Fig. 9 Architecture of NNs for optimal design modeling

Table 7 Optimal conditions for learning of NNs

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

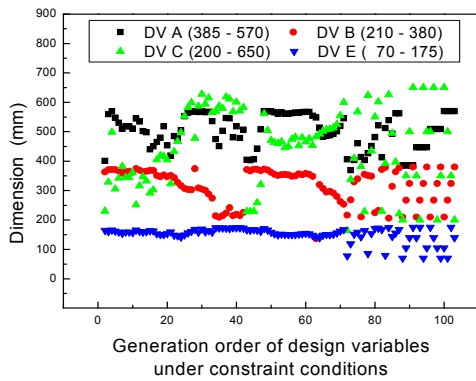


Fig. 10 Distribution of design variables

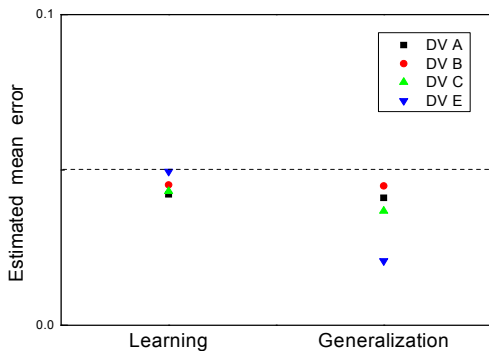


Fig. 11 Estimated mean error for learning and generalization

Fig. 11은 직교배열표와 시뮬레이티드 어닐링에 의하여 생성된 데이터로 신경회로망을 구성한 후의 학습결과와 일반화 결과를 나타낸 것으로 학습에 대한 추정평균오차는 공학적 오차범위 내에 존재하였으며 미학습 데이터에 대한 일반화 결과 또한 추정평균오차 내에 존재하고 있어 학습이 성공적으로 이루어졌음을 알 수 있었다.

4. 신경회로망을 이용한 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적설계

4.1 설계문제의 정식화

수직형 롤러 분쇄기의 최적화를 위한 정식화는

Table 8 FEA results of initial and object values

	Stress (MPa)	Disp. (m)	Volume (m ³)
Initial value	147.1	0.00279	3.988
Object value	136.4	0.00268	3.7886

Table 9 Results of optimized design variables by NNs

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

다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 &\text{find design variables } A, B, C, E \\
 &\text{to minimize } f(\sigma_{\max}) \\
 &\quad f(\delta_{\max}) \\
 &\quad f(V) \\
 &\text{subject to } 0.385 \leq A \leq 0.570 \\
 &\quad 0.210 \leq B \leq 0.380 \\
 &\quad 0.200 \leq C \leq 0.650 \\
 &\quad 0.070 \leq E \leq 0.175
 \end{aligned}$$

4.2 신경회로망을 이용한 다목적 최적설계

신경회로망을 이용한 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적설계는 신경회로망에 수직형 롤러 분쇄기의 구조해석데이터를 입력하여 그것을 자기 조직화시키거나 그것의 결합계수를 수정하여 요구 목적에 대한 최적의 설계변수를 예측하고자 하는 것이다. 수직형 롤러 분쇄기 설계시 무한수명은 4×10^7 정도이며,⁽¹⁾ 이 때의 최대응력값은 136.4 MPa로 이를 목적값으로 정하였다.⁽⁸⁾ 그리고, 가장 중요한 목적함수는 롤러 분쇄기가 무한수명을 가지는 것이므로, 일단 무한수명을 가지는 최대응력값은 고정한 뒤, 시행착오법을 이용하여 변위와 부피의 목적값을 각각 결정하였다. 변위는 기존의 수직형 롤러 분쇄기의 유한요소해석에 의한 변위 즉, 초기설계시의 변위를, 부피는 수직형 롤러 분쇄기의 초기 부피의 5%를 각각 목적함수값으로 설정하였으며 Table 8은 기존의 유한요소 해석결과와 그에 따라 설정한 목적함수값을 나타

Table 10 Comparison between initial and optimized value for object function

Objective Items	σ_{max} (MPa)	δ_{max} (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 (↓)

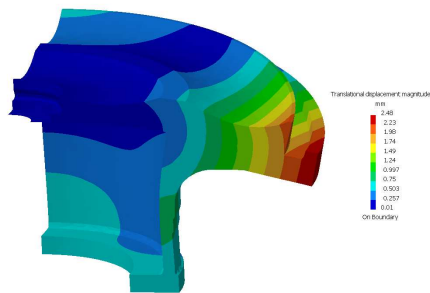
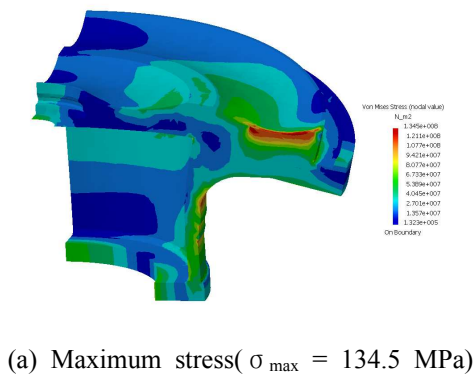


Fig. 12 FE Analysis for optimal design variables

내었다.

설정된 목적함수를 기초로 직교배열표와 시뮬레이션 어닐링에 의하여 생성된 데이터로 신경회로망을 학습하였다. 학습된 신경회로망을 이용하여 목적함수에 부합하는 최적의 설계변수를 예측하였으며 Table 9는 최적화된 설계변수를 나타낸 것이다. 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 Fig. 12는 최

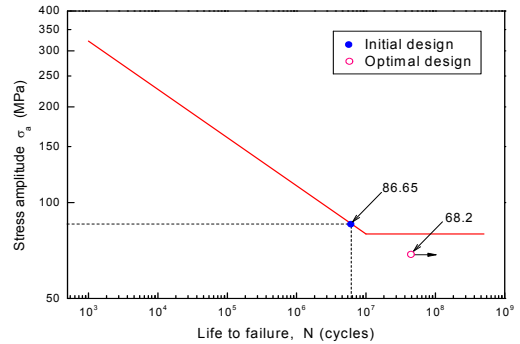


Fig. 13 Comparison between initial design and optimal design for failure life

적화된 설계변수를 수직형 롤러 분쇄기에 적용하여 유한요소해석한 결과를 나타낸 것으로 최대응력, 최대변위 및 부피는 각각 134.5 MPa, 0.00248 m, 3.798 m³이다.

Table 10은 기존의 설계값과 신경망에 의해 최적화된 값의 유한요소해석 결과를 비교한 것으로 최대응력 7.95 %, 최대변위 11.1 %, 부피 4.76 %의 감소를 보였다.

Fig. 13은 수직형 롤러 분쇄기의 피로수명을 나타낸 것이다. 설계시의 응력진폭은 86.65 MPa⁽⁸⁾로 5.7×10^6 정도의 값을 가지나, 최적화 후의 응력진폭은 68.2 MPa로 최적화 후의 피로수명은 무한수명을 가지는 것을 알 수 있다.

5. 결론

인지과학방법 중의 하나인 신경망을 수직형 롤러 분쇄기의 다목적 최적설계에 적용하여 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 보였으며, 설계수명을 만족하였다.

(2) 학습된 신경망을 이용하여 목적함수에 대한 최적설계변수를 예측한 결과 미학습 데이터에 대한 모델링이 추정평균오차 내에서 정확하게 수행되므로 수직형 롤러 분쇄기와 같은 다목적 조합 최적화 문제에 신경회로망의 적용 가능성을 알 수 있었다.

(3) 수직형 롤러 분쇄기와 같은 다목적 조합 최적화 문제에 신경회로망을 적용하여 좋은 결과를 얻었으나, 각 함수의 목적값 설정시 설계자의 직

관에 의존하는 시행착오법을 적용하였으므로 이를 보완하기 위한 연구가 필요할 것으로 사료된다.

참고문헌

- (1) Tongyang Cement Co., 1993, "Maintenance of Table Liner for Vertical Roller Mill," pp. 16~19.
- (2) Kim, Y. S., Kim, J. H. and Lee, J. S., 2000, "Optimization of Transonic Airfoil using GA based on Neural Network and Multiple Regression Model," *Transactions of KSME, A*, Vol.6, No. 12, pp. 2556~2564.
- (3) Eschenauer, H., Koski, J. and Osyczka, A., 1990, "Multicriteria Design Optimization," Springer-Verlag.
- (4) Daly, P., 1998, "Multidisciplinary Structural Optimization utilizing Genetic Algorithm Capabilities," *Proceedings of the AIAA/USAF/NASA/ ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization-Part I*, pp.553~558.
- (5) X-Wu, and Ghabusi, J., 1993, "Modelling The Cyclic Behavior of Concrete Using Adaptive Neural Network," *Computational mechanics*, Vol.1, pp. 1319~1329.
- (6) Kim, D. H., Kim, D. J., Kim, H. K., Kim, B. M. and Choi, J. C., 1998, "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.
- (7) Dassault system Inc., "CATIA Generative Structure Analysis," CATIA V5.
- (8) Lee, D. W., Cho, S. S. and Joo, W. S., 2008, "Safety Evaluation of Table Liner for Vertical Roller Mill by Modified Fatigue Limit," *Engineering Failure Analysis*, Vol.15, No.8, pp.989 ~999.
- (9) Dassault system Inc., "CATIA Product Engineering Optimizer," CATIA V5.