

# 엠보스를 이용한 동특성 변경 : 신경망과 스트레인 에너지를 이용한 방법의 비교 연구

## Structural Dynamics Modification with Embossing: A Comparison Study Between Neural Network and Modal Dynamic Strain Energy

김정욱\* · 박윤식\*\* · 박영진\*\*\*

Kim Chong-uck, Park youn-sik and Park Youngjin

Key Words : Emboss(엠보스), Neural network(신경망), Strain energy(스트레인에너지)

### ABSTRACT

This research is about SDM (Structural Dynamics Modification) technique using embosses. SDM using embosses do not need to add additional mass element ana model of embosses and resulting huge calculation for getting analytical solution of an embossed structure. The object of this research is to suggest a method to guide placing embossment in a structure to raise its natural frequencies. Two methods to optimize model with embossing are suggested, independently. The former is response surface analysis by neural network. And the latter is an indirect method using modal dynamic strain energy.

### 1. 서론

본 연구에서는 윗면이 평평한 엠보스 형상을 이용하여 대상물의 동특성을 변경하는 두 가지 방법을 다루고 비교하였다. 엠보스란, 일반적으로 프레스로 형성한 기하학적 변형이다.

엠보스를 이용한 동특성 변경법은 질량의 증가없이 적은 변형으로도 효율적으로 동특성을 변경할 수 있는 특징이 있다. 하지만, 대상물의 형상이 복잡해지기 때문에 해석적인 해를 얻기가 어려운 단점이 있다.

본 연구에서는 기존 연구를 바탕으로 대상물의 유한 요소 모델을 이용하여 엠보스의 설계 인자 중 엠보스가 배치된 위치가 최적 인자라고 판단되는 최적점을 찾는 방법에 대하여 연구하였다. 최적점을 찾기 위하여 대상물 동특성 변화를 직접 탐색해보는 방법과 간접적으로 알아내는 방법의 두 가지 방법에 대하여 살펴보았다.

### 2. 직접 탐색 : 신경망

엠보스의 위치가 대상물의 동특성에 가장 큰 영향을 준다고 할 때, 엠보스의 위치에 따른 동특성의 변화를 해석적으로 알아내기는 어렵기 때문에 유한 요소 모델을 매 위치마

다 재구성하는 방법을 생각해 볼 수 있으나 이는 비효율적이다. 본 연구에서는 엠보스 위치 변화에 따른 동특성의 효율적인 예측을 위해 신경망을 사용하여 보았다.

사용한 신경망 모델은 베이지안 보간으로 표준화되어 백프로퍼게이션 알고리즘으로 학습되는 역전파(Feedforward)신경망이다. 신경망의 훈련을 위해 최초에 몇 군데의 엠보스의 위치를 훈련점으로 하여 고유 진동수를 예측할 수 있도록 신경망을 훈련하였다. 다시, 고유 진동수가 높이나 나타나는 부근의 영역을 선정하고 훈련점을 선정하여 신경망을 훈련한다.

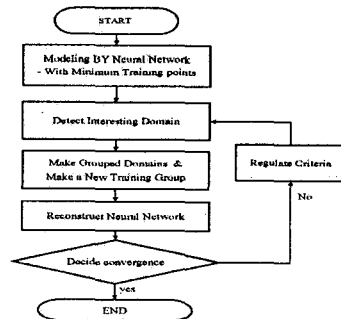


Fig 1

\* 삼성 전자

E-mail : chonguck@samsung.net

\*\* 한국과학기술원

\*\*\* 한국과학기술원

### 3. 간접 탐색 : 스트레인 에너지

레이블리의 에너지 방법에 의하면, 스트레인 에너지가 증가 되면 고유 진동수도 증가하게 된다. 송경호의 제안에 따르면 엠보스는 대상물의 스트레인 에너지가 집중된 곳에 배치하는 것이 유리하다. 스트레인 에너지가 집중된 곳은 동적인 변형이 일어날 때 변위가 크거나 혹은 강성이 큰 위치이기 때문이다. 엠보스는 주로 평판에 부가되므로 평판과 같이 강성이 균일하게 분포된다면 스트레인 에너지가 집중된 곳에 변위의 변화폭이 크므로 엠보스를 형성되면 강성이 증가되어 스트레인 에너지가 증가하게 될 것이다.

그러나, 일반적으로 경계 조건에 따라 혹은 원래 대상물의 형상에 따라 스트레인 에너지가 집중되는 경우가 있기 때문에 위의 제안을 일반적으로 적용할 수 없다.

따라서, 엠보스가 부가될 최적 위치는 엠보스가 가해지기 전에 스트레인 에너지가 높은 장소보다, 엠보스로 인해 스트레인 에너지가 가장 많이 증가하는 장소이다.

엠보스가 가해진 이후에 스트레인 에너지가 가장 증가하는 위치를 찾기 위해서 다음과 같은 개념을 제안하였다.

원래 모델의 고유 진동수  $\omega_0$  는 다음과 같다고 할 수 있다.

$$\omega_0^2 = \frac{u_0^T K u_0}{u_0^T M u_0}$$

변경된 모델의 고유 진동수를  $\omega_1$  이다.

$$\omega_1 = \frac{u_1^T (K_0 + \Delta K) u_1}{u_1^T (M_0 + \Delta M) u_1}$$

엠보스에서는 질량 증가가 없으므로  $\Delta M = 0$  이며, 만약 엠보스가 가해진 이후에 모드의 변화가 적다면, 즉  $u_0 \approx u_1$  이면 위 식은 변형 후의 고유 진동수를 다음과 같이 예측할 수 있다.

$$\omega_1 = \frac{u_0^T (K_0 + \Delta K) u_0}{u_0^T M_0 u_0} = \omega_0 + \frac{u_0^T \Delta K u_0}{u_0^T M_0 u_0}$$

만약 대상 모델이 평판 구조물이며 키르히호프 평판이라고 가정하면 스트레인 에너지는 다음과 같이 정의된다.

$$U = \frac{1}{2} [u]^T [k] [u]$$

송경호에 의하면, 다음과 같이 가해진 엠보스의 경계의 강성 요소를 재조합 할 수 있다.

$$[k]_{el} = \int_{A_e} \frac{h^3}{12} [B]^T [D] [B] dA$$

$$[k]_{el} = \int_{A_e} h [B]^T [D] [B] dA$$

$[k]_{el}$  과  $[k]_{el}$  은 각각 엠보스 경계 부분의 굽힌 평판과 전단 평판의 강성 요소이다.

이 행렬에 대해 각각 기저 평판에서 사용되는 자유도만을 추출하여 다음과 같이 새로운 강성 행렬을 유도하였다.

$$[K] = [T_1]^T [k]_{el} [T_1] + [T_2]^T [k]_{el} [T_2]$$

유도된 강성 행렬에 대해 다음과 같은 엠보스의 위치를 결정한다.

$$MAX \frac{1}{2} u_0^T \Delta K u_0$$

$\Delta K$  는 유도된 엠보스의 강성 행렬이다.  $u_0$  는 엠보스가 부가되기 전의 모델이다.

유도된 강성 행렬에 대하여 엠보스가 위치될 장소의 모드를 이용하여 변화된 스트레인 에너지량을 최대로 하는 곳에 엠보스를 위치시킨다. 엠보스를 가한 모델과 원래 모델과의 모드가 유사하다고 가정하였기 때문에 MAC 값을 확인한다.

### 4. 적용 I

전술한 두 이론을 검증하기 위하여 세 지점이 고정된 평판에 대하여 두 이론을 각각 적용하여 보았다.

그림과 같이 3지점이 고정된 평판에 대하여 신경망 이론을 적용하여 3차 고유 진동수부터 6차 고유 진동수까지 단일 엠보스의 최적 위치를 찾았고, 그 결과를 표로 제시하였다.

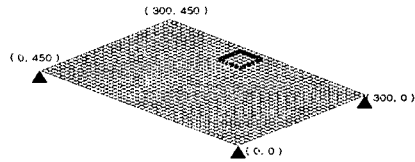


Fig 2

엠보스의 개수를 확장하기 위해서 동시에 2개 이상의 엠보스의 위치를 최적화하기 위해서는 엠보스 1개를 최적화할 때 보다 10배 이상 많은 훈련점을 적용하여 보아도 적절한 결과를 얻을 수 없었다.

따라서, 2번째 엠보스는 첫 번째 엠보스가 적용된 유한 요소 모델에 첫 번째 엠보스를 찾은 방법과 같은 방법으로 최적의 위치를 찾아 내었다.

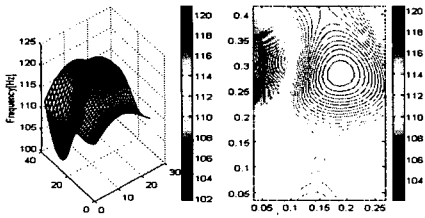


Fig 3

Mode	추가 순서	위치	고유 진동수	1개 엠보스가 가해진 평판		평판	
				고유 진동수	차이	고유 진동수	차이
3차	1	( 95,395mm)	72.3Hz	70.5Hz	1.8Hz	65.1Hz	7.3Hz
	2	( 155,415mm)					
4차	1	(185,285mm)	93.9Hz	94.1Hz	0.2Hz	91.0Hz	2.9Hz
	2	(215,415mm)					
5차	1	(195,295mm)	128.0Hz	120.7Hz	7.3Hz	113.9Hz	15Hz
	2	(135,295mm)					
6차	1	(215,315mm)	162.4Hz	160.7Hz	2.4Hz	154.7Hz	7.9Hz
	2	(275,295mm)					

같은 대상물에 대하여 스트레인 에너지 방법을 사용하여 결과를 얻었다.

Mode	추가 순서	위치	고유 진동수	1개 엠보스가 가해진 평판		평판	
				고유 진동수	차이	고유 진동수	차이
3차	1	(265,135mm)	65.7Hz	70.5Hz	-4.8Hz	65.1Hz	0.6Hz
	2	(65,325mm)	68.8Hz		-1.7Hz		3.7Hz
4차	1	(185,265mm)	94.1Hz	94.1Hz	0Hz	91.0Hz	3.1Hz
5차	1	(175,265mm)	120.4Hz	120.7Hz	-0.3Hz	113.9Hz	6.5Hz
6차	1	(165,115mm)	160.1Hz	160.7Hz	-0.6Hz	154.7Hz	5.4Hz
	2	(195,345mm)	166.1Hz		5.4Hz		11.4Hz

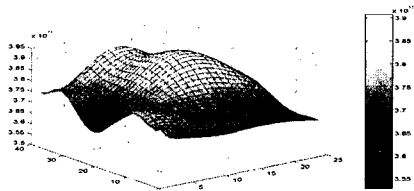


Fig 4

## 5. 적용 II

에어 컨디셔너 실외기의 전면부 케이스에 엠보스를 적용해 보았다.

경계 조건은 실외기 커버의 양쪽 끝단이 고정되도록 하였고 부가되는 위치는 앞 평면 부위에 1개의 엠보스를 적용하였다.

표에서 신경망과 스트레인 에너지를 이용한 방법의 결과를 제시하였다.



Fig 5

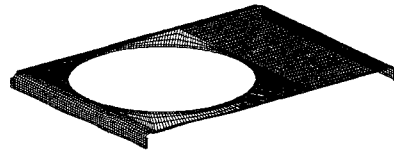


Fig 6

	최적 위치	최초 훈련점 개수	최종 훈련점 개수	축차 횟수	최적 고유 진동수	실제 최대값과의 차이
1차	(240,90mm)	25	34	1	25.4Hz	0Hz
2차	(240,510mm)	25	41	2	34.2Hz	0.4Hz
3차	(240,170mm)	25	34	1	55.7Hz	0.1Hz
4차	(220,320mm)	25	32	1	77.4Hz	0.3Hz

	최적 위치	최적점에서 고유 진동수	실제 최대값과의 차이
1차	(240,70mm)	25.4Hz	0Hz
2차	(240,100mm)	33.9Hz	0.4Hz
3차	(200,200mm)	55.7Hz	0.1Hz
4차	(160,100mm)	77.4Hz	0.3Hz

## 6. 결론

본 연구는 대상물의 고유 진동수를 최대로 하는 엠보스의 최적화를 목적으로 하였다.

첫 번째인 신경망에 의한 직접 탐색 방법은 엠보스의 각 위치에 따른 많은 유한 요소 모델을 생성시켜야 하였으므로 결과에 대하여 어느 정도 신뢰성을 가질 수 있었으나 많은 계산량을 요구하는 단점이 있었다. 또한, 초기 훈련점 선정에 주관성이 개입할 수 있는 문제가 있었다.

두 번째 방법인 스트레인 에너지와 모드를 이용한 방법은 엠보스의 등가의 강성 행렬을 이용하여 스트레인 에너지를 최대로 하는 위치를 찾아내고 이 위치에 엠보스를 부가하도록 하는 것이다.

이 방법은 엠보스를 부가하기 전의 모드 형상만으로 엠보스의 최적 위치를 탐색하기 때문에 엠보스가 부가된 유한 요소 모델 없이 엠보스의 위치를 탐색해 낼 수 있으며 고유치 문제를 반복하여 풀지 않아도 되는 장점을 가지고 있다.

제시한 두 방법을 통해 고유 진동수를 높이기 위한 엠보스의 위치를 찾아낼 수 있었다. 실제 적용에서는 직접 탐색이 용이한 경우 신경망을 통하여 엠보스의 최적 위치를 탐색할 수 있다고 생각한다. 그러나, 실제에서는 대부분의 경우 직접 탐색이 어려운 경우가 많을 것으로 생각되며 이러한 경우에 스트레인 에너지와 모드 형상을 이용하여 엠보스의 최적 위치를 예측할 수 있을 것으로 생각된다.

## 후 기

본 연구는 국가지정연구사업 “진동 저감을 위한 동특성 변경기술(2000-N-NL-01-C-148)” 과 두뇌한국사업(BK21) 지원에 의한 것입니다.

## 참 고 문 헌

- (1) 송경호, 2003, Structural Danamics Modification Using an Emboss, 한국과학기술원 석사학위 논문,
- (2) MacKay, D. J. C., 1992, Bayesian Interpolation, Neural Computation, vol. 4, no. 3, pp 415-447
- (3) Haykin, A., Neural Networks, Prentice Hall
- (4) Meirovitch, L., Principles and Techniques of vibrations, Prentice hall international editions, pp 519-520
- (5) Cook, R. D., 2001, Cncepts and applications of finite element, Wiley,