

# 진화퍼지 근사화모델에 의한 비선형 구조시스템의 최적설계

## Optimal Design of Nonlinear Structural Systems via EFM Based Approximations

이종수(연세대 기계공학과), 김승진(연세대 대학원 기계공학과)

Jongsoo Lee and Seungjin Kim

Yonsei University, Seoul 120-749 Korea

jleej@yonsei.ac.kr

### ABSTRACT

The paper describes the adaptation of evolutionary fuzzy modeling (EFM) in developing global function approximation tools for use in genetic algorithm based optimization of nonlinear structural systems. EFM is an optimization process to determine the fuzzy membership parameters for constructing global approximation model in a case where the training data are not sufficiently provided or uncertain information is included in design process. The paper presents the performance of EFM in terms of numbers of fuzzy rules and training data, and then explores the EFM based sizing of automotive component for passenger protection.

### I. 서론

유전알고리즘(genetic algorithms, GA's)은 확률론적 전역최적화기법으로서 설계변수의 다양성과 설계공간의 비선형성 및 불규칙성이 존재하는 경우에 효과적으로 사용되고 있다. GA's에 의한 최적화문제는 CAD/CAE도구를 통해 입력설계변수에 대한 목적함수 및 구속조건 등을 반복적으로 계산하는 과정을 요구하는데 대부분의 계산시간은 최적화알고리즘에 의한 탐색과정에서보다는 구조해석을 위한 시뮬레이션과정에서 대부분 차지하고 있다. 이러한 문제점을 효율적으로 해결하기 위해 근사최적화를 수행하고 있으며, 다항식 또는 신경회로망을 기반으로 하는 반응표면법(response surface method, RSM)이 활용되고 있다. 다항식에 의한 근사화 반응표면모델의 경우, 설계공간에 분포된 설계데이터에 의해 발생하는 수치노이즈(numerical noise)를 제거시킬 수 있는 장점을 가지고 있으며 시뮬레이션 데이터뿐 아니라 실

험데이터를 활용할 수 있는 우수성을 가지고 있다. 그러나 분산분석을 통해 최소한의 신뢰도를 갖는 근사화모델을 구축하기 위해서는 실험계획법에 의한 다량의 설계데이터를 확보해야 하는데, 제품의 개발기간이 중요한 요소로 작용하는 경우 즉, 장시간의 해석 및 실험과정을 요구하는 설계문제에 있어서는 주어진 기간 내에 불충분한 설계데이터만으로 근사최적화를 수행해야한다.

본 논문에서는 설계데이터가 충분히 확보되지 않는 상황에서 근사화모델을 구축하기 위한 방법으로 진화퍼지모델링(evolutionary fuzzy modeling, EFM)에 의한 근사최적화방법에 대해 서술하고자 한다. EFM은 설계공간 내에 주어진 설계데이터 분포를 퍼지규칙에 의해 표현하고 이를 나타내기 위한 퍼지함수의 파라미터의 범위를 유전알고리즘 및 진화연산으로 최적화하는 방법이다. 비선형 최적설계문제를 위한 진화퍼지 근사화모델의 결과를 검증하기 위해 우

선 구조설계의 예를 통해 퍼지규칙의 수 및 퍼지모델링에 필요한 훈련데이터의 수에 따른 최적설계의 결과를 비교하고, 이러한 결과를 바탕으로 자동차 충돌시 승원의 안전을 고려한 승용차 A-pillar trim의 치수설계문제에 적용하여 기존의 결과와 비교한다.

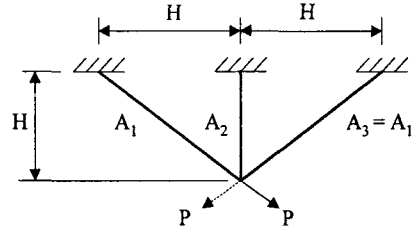


Fig.1 three-bar truss

## II. 진화퍼지모델링

진화퍼지모델링은 퍼지추론시스템을 표현하기 위해 사용되는 멤버십함수를 유전알고리즘 및 진화연산 등과 같은 전역최적화기법을 통해 선택함으로써 퍼지추론에 의한 시스템모델링의 성능을 극대화하는 방법이다. 본 논문에서는 멤버십함수의 거동범위를 정의하는 파라미터만을 최적화의 설계변수로 선정하였다. 유전알고리즘에 의해 입출력 퍼지멤버십함수를 구성하는 각 파라미터를 조절하게 되고 퍼지추론시스템의 응답과 실제값 사이의 오차가 최소가 될 때까지 계속 진행된다. EFM의 수식적 표현은 식(1)과 같다[1].

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & F = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n [y_j - t_j]^2 \quad (1) \\ \text{subject to} \quad & x_i^L \leq x_i \leq x_i^U, \quad i=1, \dots, m \end{aligned}$$

여기서,  $F$ 는 퍼지추론에 의해 얻어진 응답값 ( $y_j$ )과 실제값( $t_j$ ) 사이의 평균제곱오차로 정의되며  $x_i$ 는 멤버십함수의 파라미터이고  $x_i^L$ 와  $x_i^U$ 는 각각  $x_i$ 의 하한 및 상한 값이다.

## III. 구조최적설계

### 1. Three-bar truss 설계

진화퍼지 근사화모델을 적용하기 위해 우선 Fig.1과 three-bar truss를 고려한다. 단면적의 크기가 각각  $A_1, A_2, A_3(=A_1)$ 인 3개의 부재로 이루어진 구조물에 대하여 끝단에 정하중  $P$ 가 작용할 때, 각 부재에 걸리는 응력(stress)조건을 만족하면서 구조물의 중량(weight)과 처짐(deflection)을 동시에 최소화하는 다중목적설계(multiobjective design) 문제를 선정하였다.

구조설계를 위한 최적화문제의 수식적 표현은 식(2)와 같다.

$$\begin{aligned} \text{minimize} \quad & f(A) = \left(\frac{f_1}{f_1^*} - 1\right)^2 + \left(\frac{f_2}{f_2^*} - 1\right)^2 \quad (2) \\ \text{subject to} \quad & \sigma_1(A) \leq 20.0 \\ & \sigma_2(A) \leq 20.0 \\ & \sigma_3(A) \leq -15.0 \\ & 0.1 \leq A_i \leq 5.0, \quad i=1,2 \end{aligned}$$

여기서,  $f_1^*$  및  $f_2^*$ 는 각각 구조물의 중량 및 처짐만을 고려하여 얻은 최적설계 목적함수 값이다. 식(2)에서는 각 부재에 걸리는 허용응력에 대한 구속조건을 포함하고 있으며, Fig.1에서  $P=20, H=1$ 로 선정하였다.

먼저 전체 설계공간을 각 설계변수의 범위에 대해 2등분 및 3등분하여 각각 9개와 16개의 설계데이터를 선택한다. 이러한 설계데이터를 바탕으로 진화퍼지 근사화모델을 생성하기 위해 먼저 입력값에 대한 응답값의 관계로부터 각각 4개의 미지의 응답함수( $f_2, \sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ )에 대한 규칙을 만든다. 이때 9개의 데이터를 선택하는 경우 최소한 9개의 규칙이 필요하고, 16개의 데이터를 선택하는 경우 최소한 16개의 규칙이 필요하다. 이때 퍼지규칙을 구성하는 멤버십함수의 형태는 입력값에 대한 응답함수의 값을 보고 선택하였다. 즉, 급격한 응답값의 변화가 있는 값들에 대해서는 삼각형 멤버십함수를 선택하였고, 변화의 크기가 거의 없는 값들에 대해서는 가우시안 멤버십함수를 선택하였다. 훈련데이터의 수의 영향을 파악하기 위해서 9개의 규칙에 의해 만든 진화퍼지모델

링에 훈련데이터의 수를 9, 16, 25개로 증가시키고, 16개의 규칙에 의해 만든 진화퍼지모델링에 훈련데이터의 수를 16, 25개로 증가시키면서 불명확한 4개의 응답함수에 대해서 근사화모델을 생성한다. 이렇게 얻은 근사화모델을 기반으로 식(2)의 최적화문제를 적용하여 그 결과를 Table 1에 나타내었다.

제시된 바와 같이 근사화모델은 훈련데이터의 수를 증가할수록 이 근사화모델을 이용하여 얻은 최적값이 실제 최적값에 더욱 근접하나, 훈련데이터의 수를 증가시키는 것보다는 규칙의 수를 증가하여 만든 근사화모델에 의한 최적값이 더욱 실제 최적값에 접근함을 알 수 있다.

Table 1 Optimization results

# of rules # of data	9		16	
	EFM solution		EFM solution	
	$f_1^*$	$f_2^*$	$f_1^*$	$f_2^*$
9	10.52	7.23		
16	7.62	6.91	5.86	4.30
25	6.68	5.25	5.20	3.78
Exact Solution	$f_1^* = 5.12, f_2^* = 3.63$			

## 2. A-Pillar Trim 설계

자동차 내장재의 일부분인 A-pillar trim은 충돌 사고시 2차 충격에 의한 승객의 상해를 최소화 시켜주기 위한 에너지 흡수용 부품이다. 승원안전을 고려한 자동차부품 및 구조물에 대한 시뮬레이션기반 설계의 경우, 비선형유한요소 및 CAE 등에 의한 구조해석이 요구되는데 각 설계사양에 대한 시뮬레이션 모델링 및 구조해석을 하는 과정에서 엄청난 계산시간 및 비용이 소요된다. 따라서 이러한 설계문제는 반응표면기반 근사최적화기법이 활용되는데 본 논문에서는 진화퍼지 근사화모델에 의한 최적설계를 수행하고자 한다.

적용하고자 하는 자동차 내장재의 설계문제는 인간의 머리를 모델링한 두부형상(headform)과 내장재 사이의 15mph 충돌시험시 두부상해치의 기준인 HIC를 최소화 할 수 있는 A-pillar trim의 외부크기를 선정하는 것이다. Trim의 치수설계를 위한 최적화문제는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} &\text{minimize} && HIC(t_1, t_2, t_3) && (3) \\ &\text{subject to} && t_i^L \leq t_i \leq t_i^U, \quad i=1, 2, 3 \end{aligned}$$

여기서, HIC는 두부모형의 무게중심에 위치한 3축의 가속도계로부터 얻은 신호를 처리하여 계산한 두부상해치(head injury criterion)이며, 본 설계문제에서는 Fig. 2의 A-pillar trim의 충격흡수구조 rib를 설계하기 위해 rib의 가로방향 간격( $t_1$ ), 세로방향 간격( $t_2$ ) 및 두께( $t_3$ ) 등의 3가지 인자를 설계변수로 정의하였다.

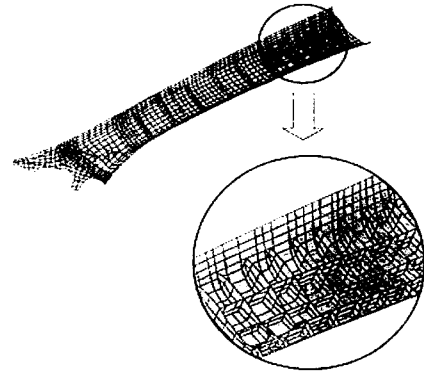


Fig. 2 Rib structures of trim[2]

본 논문에서는 다항식기반 반응표면에 의한 근사최적설계해와 EFM에 의한 설계해를 비교하기 위해 실험계획법에 의해 얻은 설계데이터를 이용하여 퍼지규칙을 생성하였다. 가로방향 및 세로방향의 rib 간격과 rib 두께에 대한 기본치수를 각각 20.0mm, 20.0mm, 1.00mm로 고려하여 이들을 중심점(0, 0, 0)으로 놓고 Table 2에 표시된 값들을 중심합성법 및 full factorial design에 적용하여 33개의 설계데이터를 산출하였다. A-pillar trim의 설계변수 범위를 Table 2로부터 5가지(-√3:very low, -1:low, 0:medium, 1:high, √3:very high)로 선택하였으며 입력변수의 퍼지함수는 가우시안 멤버십 함수로 고려하였다. 또한 목적함수를 표현하기 위한 출력퍼지함수는 HIC의 최소 및 최대값의 범위를 고려하여 사다리꼴함수와 삼각형함수를 혼합하여 사용하였다.

Table 2 Design of experiment

	$t_1$	$t_2$	$t_3$
$-\sqrt{3}$	11.3mm	11.3mm	0.74mm
-1	15.0mm	15.0mm	0.85mm
0	20.0mm	20.0mm	1.00mm
1	25.0mm	25.0mm	1.15mm
$\sqrt{3}$	28.7mm	28.7mm	1.26mm

EFM에 의한 근사화모델의 정확도를 검증하기 위해 33개의 설계데이터에 포함되지 않은 9개의 새로운 데이터를 이용하여 HIC의 실제 계산된 반응량과 EFM에 의한 예측값을 비교하였다. Table 3에 그 결과를 표시하였으며 이 경우 평균오차가 4.5% 범위 내에 있다. Table 3의 각 설계변수는 실험계획법의 full factorial design에 의해 환산된 설계데이터이다. 진화퍼지모델링에 의한 A-pillar trim의 유전알고리즘기반 최적설계의 결과를 다항식에 의한 반응표면 근사최적화의 결과와 비교하여 Table 4에 나타내었다.

Table 3 Generalization of EFM

No	$\bar{t}_1$	$\bar{t}_2$	$\bar{t}_3$	actual (HIC)	EFM (HIC)
1	-1.5	-0.48	-1.0	892.2	857.3
2	-1.5	-0.48	-0.5	912.2	870.8
3	-1.5	-0.48	0.0	964.6	989.3
4	-1.0	-0.48	-1.0	924.1	914.5
5	-1.0	-0.48	-0.5	855.1	919.7
6	-1.0	-0.48	0.0	864.9	923.5
7	-0.5	-0.48	-0.1	930.7	957.7
8	-0.5	-0.48	-0.5	857.4	923.4
9	-0.5	-0.48	0.0	868.7	910.5

Table 4 Result comparison

	$t_1^*$	$t_2^*$	$t_3^*$	HIC
RSM[2]	17.0mm	17.6mm	0.954mm	889.5
EFM	12.5mm	11.7mm	0.746mm	842.3

Table 4에서 EFM은 다항식에 의한 반응표면 근사최적화보다 개선된 설계결과를 제공하고 있

다. 이는 전체 설계공간에 분포된 설계데이터로부터 다량의 퍼지함수에 의해 근사화모델을 생성함으로써 함수 비선형성 및 multimodality를 적절히 표현하고 있기 때문이다.

#### IV. 결론

비선형 구조시스템의 해석 및 설계문제는 모델링 및 시뮬레이션과정에서 많은 계산비용이 요구되며 이 때문에 설계데이터를 충분히 확보하지 못하게 된다. 본 논문에서는 진화퍼지모델링기법을 이용한 비선형시스템의 최적설계를 위한 근사최적화방법에 대해 서술하였다. 진화퍼지 근사화모델의 정확도는 모델링의 훈련에 필요한 설계데이터의 개수와 초기의 퍼지규칙의 개수에 의해 결정되며 특히, 퍼지규칙의 수가 훈련데이터의 수보다 훨씬 더 영향을 미칠 수 있었다. 설계데이터의 분포된 형태를 퍼지추론에 의해 나타내기 위해 퍼지멤버십함수를 다량으로 선정하여 함수 비선형에 의한 multimodality를 설계공간내에 충분히 표현함으로써 비선형 설계문제를 위한 효율적인 전역 근사화방법을 제시하였다. 이러한 진화퍼지모델링의 특성을 이용하여 승원안전을 고려한 승용차 A-pillar trim의 비선형 최적화문제를 통해 기존의 다항식기반 반응표면 근사최적설계의 결과보다 개선된 설계해를 얻었다. 향후, 퍼지규칙의 자동생성 등을 포함한 적응형 퍼지모델링에 대한 연구가 필요하다.

#### 후기

이 연구는 교육부 지원 BK21핵심 사업 연구비 지원으로 수행되었습니다.

#### 참고문헌

- [1] Kim, S., and Lee, J., "Development of Global Function Approximations for Design Optimization Using Evolutionary Fuzzy Modeling," proceedings of the 1st China-Japan-Korea Joint Symposium on Optimization of Structural and Mechanical Systems, Xian, China, 1999.
- [2] 김형곤, 승원안전을 고려한 승용차 A-Pillar Trim의 최적설계, 연세대학교 대학원 기계공학과, 2000.