

전역근사화 반응표면의 생성을 위한 퍼지모델링 및 퍼지규칙의 생성

Fuzzy Modeling and Fuzzy Rule Generation in Global Approximate Response Surfaces

이종수* · 황정수**

Jongsoo Lee, Jeongsu Hwang

*연세대학교 기계공학부

**연세대학교 대학원 기계공학과

요 약

진화퍼지모델링은 퍼지추론시스템과 진화연산의 장점을 결합한 모델링 방법으로써 전역근사최적화를 수행한다. 본 논문에서는 진화퍼지모델링의 가장 중요한 과정 중 하나인 퍼지규칙의 생성방법으로써 퍼지클러스터링을 제안한다. 퍼지클러스터링을 실험 혹은 시뮬레이션의 결과에 적용함으로써, 비선형성이 강하고 복잡한 설계문제를 적절하게 묘사할 수 있는 퍼지규칙을 생성할 수 있다. 퍼지클러스터링의 결과로 얻어지는 클러스터에 대한 실험치의 소속정도를 활용하여 진화퍼지모델링의 효율을 향상시킬 수 있다. 제안된 방법의 유효성을 검증하기 위해 실제 자동차 내장재의 설계문제를 선정하여 전역근사화를 수행하였다. 클러스터 수와 퍼지규칙의 선택과 관련하여 여러 다양한 경우에 대해서 진화퍼지모델링을 수행하여 그 결과를 비교하였고 이를 통해 제안된 방법이 시스템을 묘사하는 적절한 퍼지규칙을 생성하고 모델링의 오차를 만족할 만한 수준으로 유지하면서 계산시간을 줄일 수 있음을 확인하였다.

Abstract

As a modeling method where the merits of fuzzy inference system and evolutionary computation are put together, evolutionary fuzzy modeling performs global approximate optimization. The paper proposes fuzzy clustering as fuzzy rule generation process which is one of the most important steps in evolutionary fuzzy modeling. With application of fuzzy clustering into the experiment or simulation results, fuzzy rules which properly describe non-linear and complex design problem can be obtained. The efficiency of evolutionary fuzzy modeling can be improved utilizing the membership degrees of data to clusters from the results of fuzzy clustering. To ensure the validity of the proposed method, the real design problem of an automotive inner trim is applied and the global approximation is achieved. Evolutionary fuzzy modeling is performed for several cases which differ in the number of clusters and the criterion of rule selection and their results are compared to prove that the proposed method can provide proper fuzzy rules for a given system and reduce computation time while maintaining the errors of modeling as a satisfactory level.

Key Words : 전역근사최적화, 진화퍼지모델링, 퍼지클러스터링, 퍼지규칙

1. 서 론

근사최적화기법(approximate optimization)은 주어진 시스템을 묘사하는데 있어서 설계자가 요구하는 오차의 범위를 만족시키는 근사최적 모델을 생성하는 방법이다[1]. 대부분의 최적화문제는 CAD/CAE 도구를 통해 입력설계변수에 대한 목적함수 및 구속조건을 반복적으로 계산함으로써 최적화 과정보다는 오히려 구조해석을 위한 시뮬레이션 과정에 많은 시간을 소요하였다. 근사최적화기법을 사용함으로써, 이러한 직접 최적화 과정에서 발생

할 수 있는 계산 비용의 문제, 모델의 실용성 문제 등을 해결할 수 있다. 근사최적화 기법을 구현하는데 있어서 반응표면법(response surface method)은 입력 데이터와 출력 데이터간의 관계를 기반으로 주어진 시스템을 적절히 묘사할 수 있는 모델을 생성한다. 기존의 실험계획법(design of experiment)에서는 이러한 반응표면을 기반으로 한 근사최적화를 수행하기 위해 흔히 알려진 다항식의 조합으로써 시스템을 표현하였다[2]. 이러한 다항식에 의한 근사화 반응표면모델의 경우 시스템의 흥미영역에서 근사적으로 만족하는 설계해를 찾을 수 있으나, 보다 복잡하고 비선형성이 강한 실제 설계문제의 전역해를 찾아내는데 어려움이 있다. 이러한 전역최적화를 위한 반응표면 근사화기법으로 본 논문에서는 진화퍼지모델링(evolutionary fuzzy modeling, EFM)을 사용하였다. EFM은 퍼지시스템의 추론 능력과 진화연산의 전역최적화 능

접수일자: 2001년 12월 10일

완료일자: 2002년 5월 30일

본 연구는 한국과학재단지정 최적설계신기술연구센터의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

력의 장점을 결합한 방법으로써 복잡한 수식 없이 단순히 입력과 출력 데이터만으로 유용한 전역근사최적화 모델을 생성할 수 있다. EFM의 퍼지시스템은 설계공간 내에 분포한 설계데이터를 퍼지규칙(fuzzy rule)에 의해 표현하고, 이러한 퍼지규칙의 파라미터(parameter)에 대해 진화연산이 시스템을 가장 잘 표현하는 방향으로 전역최적화 한다[3]. EFM을 구성하는데 가장 중요한 과정 중 하나는 주어진 설계시스템을 잘 묘사할 수 있는 적절한 퍼지규칙을 생성하는 것으로써, 퍼지규칙의 생성은 모델링의 정확도와 효율에 직접적인 관련을 갖게 된다. 기존의 EFM에서는 일반적으로 이러한 퍼지규칙들이 미리 주어지거나, 설계자가 자신의 경험과 지식을 바탕으로 임의로 선정하여 사용하였다. 실제 설계문제의 경우, 대부분의 시스템은 비선형성이 강한 복잡한 경우가 많기 때문에 이처럼 퍼지규칙을 미리 예측하기가 매우 어렵고 이러한 과정에서 불필요하고 부적절한 규칙을 생성함으로써 모델링의 정확성을 떨어뜨리기 쉽다. 이러한 기존의 EFM의 취약점을 개선하기 위해 본 논문에서는 퍼지규칙의 생성과정에 퍼지클러스터링(fuzzy clustering)을 도입하였다. 퍼지클러스터링은 실험이나 시뮬레이션의 결과로 얻어진 데이터를 유사한 경향성을 지닌 몇 개의 그룹으로 분류함으로써 퍼지규칙의 조건부를 결정한다. 이를 통해 입력데이터와 출력데이터간의 관계를 예측하기 어려운 실제 설계문제의 퍼지규칙을 합리적으로 생성할 수 있다. 퍼지클러스터링의 결과로써 얻어지는 클러스터에 대한 각 데이터의 소속정도(membership degree)는 파라미터들의 상한값(upper limit)과 하한값(lower limit)을 결정하는데 유용하게 사용될 수 있으며, EFM의 비퍼지화과정(defuzzification process)에 적용하여 관련성이 큰 퍼지규칙만을 선정함으로써 EFM의 효율을 크게 향상시킬 수 있다. 제안된 퍼지클러스터링을 이용한 EFM 방법의 타당성을 검증하기 위해 자동차의 내장재의 하나인 A-pillar의 설계문제를 채택하였다. 퍼지규칙의 수에 해당하는 퍼지클러스터링의 클러스터 수와 퍼지규칙 선택의 기준치를 다르게 하여 여러 경우에 대해서 EFM을 수행함으로써 제안된 방법의 유효성을 검증하고 모델링의 정확도와 효율 사이의 관계를 확인한다.

2. 퍼지클러스터링을 이용한 진화퍼지모델링

2.1 진화퍼지모델링

진화퍼지모델링(evolutionary fuzzy modeling, EFM)은 퍼지추론시스템과 진화연산의 장점을 모두 갖춘 모델링 방법이다[4]. EFM의 진화연산으로 사용되는 유전알고리즘(genetic algorithms)은 퍼지추론시스템을 표현하기 위해 사용되는 소속함수(membership function)의 파라미터를 전역최적화 과정을 통해 시스템을 가장 잘 묘사할 수 있도록 결정한다. 유전알고리즘을 통해 결정된 퍼지 파라미터들을 이용해 퍼지추론시스템이 구성되면, 퍼지추론시스템에 입력데이터를 적용하여 퍼지화 과정과 퍼지규칙의 합산, 비퍼지화 과정을 거쳐 근사화된 출력 데이터가 얻어진다. EFM의 최적화문제는 이러한 퍼지시스템을 통해 얻어진 추론값과 실험을 통해 얻어진 실제값 사이의 오차를 최소화하는 것으로 설정할 수 있다. 파라미터의 수를 m , 출력 데이터의 수를 n 이라고 할 때, 최적화 문제는 식 (1)과 같이 구성할 수 있다.

$$\text{minimize } E_{EFM} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - t_j)^2 \quad (1)$$

$$\text{subject to } x_i^L \leq x_i \leq x_i^U, \quad i=1, \dots, m$$

여기서 EEFM은 퍼지추론에 의해 얻어진 추론값(y_j)와 실제 출력값(t_j) 사이의 평균제곱오차로 정의되며, x_i 는 퍼지파라미터이고 x_i^L 와 x_i^U 는 각각 x_i 의 하한값과 상한값을 나타낸다.

이처럼 비퍼지화된 추론값을 이용하여 각 개체의 적합도(fitness)를 계산하여 높은 적합도를 지닌 개체만이 다음 세대의 파라미터 최적화에 참여한다. 훈련데이터(training data)를 이용하여 정해진 세대의 유전알고리즘이 수행되면 시스템을 묘사할 수 있는 적절한 파라미터들이 결정된다. 이렇게 얻어진 진화퍼지모델에 시험데이터(test data)를 적용하여 모델의 유효성을 검증하게 된다. 일반적인 EFM의 과정은 그림 1과 같다.

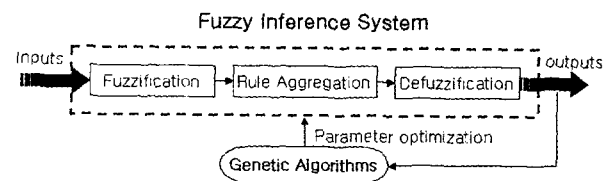


그림 1. EFM의 개념도
Fig. 1. Schematic of EFM

2.2 퍼지클러스터링

퍼지클러스터링은 실험이나 시뮬레이션의 결과로 얻어진 임의의 데이터를 유사한 경향성에 따라 의미있는 여러 그룹으로 구분하는 것이다. 이 때 데이터는 한 그룹 이상에 부분적인 소속정도를 지니며 분류될 수 있다. 본 논문에서는 퍼지클러스터링 기법으로 가장 널리 알려진 fuzzy c-means(FCM)을 사용한다. FCM은 근접도(messure of proximity)에 기반한 클러스터링 알고리즘이다[5-7]. FCM은 설계공간에 분포한 데이터를 주어진 수의 클러스터(cluster)로 나뉜다. 이때 클러스터에 대한 데이터의 소속정도는 0에서 1사이의 값으로 표현된다. 하나의 데이터는 여러 클러스터에 부분적인 소속정도로 동시에 포함될 수 있는데, 이때 한 데이터에 대한 소속정도의 합은 반드시 1이 되어야 한다. 근접도라는 것은 설계공간 상에서의 데이터 위치와 클러스터 중심(cluster center)간의 기하학적인 거리로 나타낼 수 있다. 클러스터 중심이라는 것은 한 클러스터의 특징을 나타내는 대표 값으로써 식 (2)를 통해 계산된다.

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w \cdot x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^w} \quad (2)$$

여기서 i, j, k 는 각각 클러스터, 좌표계, 데이터를 의미하고, μ 는 클러스터에 대한 데이터의 소속정도를 의미한다. w 는 가중치를 나타낸다.

데이터의 근접도는 식 (3)과 같이 클러스터 중심과 데이터간의 거리를 구하는 방법으로 얻어진다.

$$d_{ik} = \|x_k - v_i\| = \left[\sum_{j=1}^m (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (3)$$

FCM은 반복연산을 수행하는 방법으로 데이터의 소속값으로 구성된 분할행렬(partition matrix)이 한 번의 연산과정마다 새로운 값으로 변화한다. 분할행렬은 식 (4)와 같이 구성되는데, 여기서 행은 클러스터를, 열은 데이터를 의미한다.

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \dots & \mu_{1n} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \dots & \mu_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{c1} & \mu_{c2} & \dots & \mu_{cn} \end{bmatrix} \quad (4)$$

클러스터링에서 가장 중요한 것 중 하나는 적절한 클러스터의 수를 결정하는 것으로 클러스터링을 진화퍼지연산에 적용할 때, 클러스터링의 수는 곧 퍼지규칙의 수와 같기 때문에 클러스터의 수를 적절하게 선택하는 것은 모델링의 타당성과도 직접적인 연관성을 갖게 된다. 일반적으로 퍼지규칙의 수가 많을수록 모델의 정확도는 높아지나, 모델링의 과정은 퍼지규칙의 수가 많아짐에 따라 급격하게 복잡해지므로 계산시간이 오래 걸리게 된다. 그렇기 때문에 시스템의 요구되는 오차의 정도와 연산시간 사이에서 적절한 수준의 클러스터의 수를 결정해야 한다.

2.3 제안된 퍼지규칙의 생성 방법

기존의 EFM에서는 퍼지규칙이 특별한 과정 없이 설계자의 임의대로 결정되는 경우가 많았다. 이러한 경우 데이터의 수가 많아지면, 불필요한 규칙의 생성으로 계산 시간을 증가시키거나 부정확한 규칙을 만들어 시스템의 정확도를 떨어뜨릴 수 있다. 또한 비퍼지화 과정에서, 관련된 규칙과 거의 무관한 데이터까지 모두 파라미터 최적화 과정에 사용되므로, 모델의 정확도를 그다지 개선하지 못하면서 퍼지규칙 합산과정(fuzzy rule aggregation process)만을 복잡하게 만든다. 이러한 기존의 EFM의 취약점을 개선하기 위해 퍼지클러스터링을 적용하였고, 관련된 퍼지규칙을 선택하기 위한 새로운 방법을 도입하였다. 실험이나 시뮬레이션의 결과로 얻어진 데이터들이 EFM에 적용되기 전에 FCM을 이용하여 데이터의 퍼지클러스터링을 수행한다. 클러스터링에 의해 분류된 데이터는 비슷한 성향을 지니는 하나의 그룹이 되므로, 각각의 그룹은 퍼지규칙을 구성하는 조건부의 퍼지소속함수에 대응하게 된다. 즉, 한 개의 퍼지클러스터는 한 개의 퍼지규칙에 해당하므로 클러스터의 수는 퍼지규칙의 수에 해당한다고 말할 수 있다. 퍼지소속함수에는 여러 가지가 사용될 수 있으나 본 논문에서는 비선형성을 지닌 설계문제를 표현하는데 가장 많이 사용되는 가우소소속함수(Gaussian membership function)를 사용하였다. 가우소소속함수는 식 (5)와 같이 표현된다.

$$Gaussian(x, c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (5)$$

퍼지클러스터링의 결과는 퍼지규칙의 생성에 이용되고 이렇게 정해진 적절한 퍼지규칙을 사용하여, EFM을 구현한다.

본 논문에서는 퍼지규칙에 있어서, Mamdani 퍼지추론

모델[4]을 사용하였다. Mamadani 퍼지모델의 특징은 식 (6)에서의 예처럼 전제부와 결론부가 모두 언어적으로 표현된다는 것이다.

$$\text{If } X \text{ is small then } Y \text{ is large} \quad (6)$$

식 (6)에서 'small' 혹은 'large'에 해당하는 언어적 개념은 각각에 해당하는 퍼지소속함수로 표현된다. 퍼지클러스터링에 의해 퍼지규칙이 생성되는 본 방법론에서는 설계자가 전제부와 결론부를 식 (6)처럼 일일이 정의해 줄 필요 없이 각각에 해당하는 조건이 퍼지클러스터링의 결과로 결정되어 이에 대한 퍼지소속함수의 파라미터가 유전알고리즘을 통해 결정된다.

진화퍼지모델링에서 진화연산 부분은 2점교배(2-point crossover)와 돌연변이(mutation)를 적용한 유전알고리즘(simple genetic algorithms)을 사용하였다. 유전알고리즘의 파라미터 코딩(coding)은 모두 2진수 코딩을 사용하였다.

제안된 퍼지클러스터링을 이용한 퍼지모델링의 방법을 그림 2에 도식화하였다.

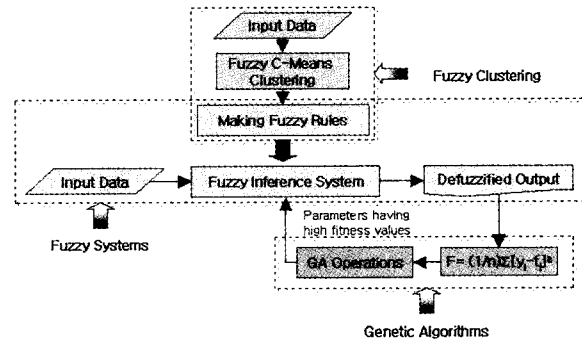


그림 2. 퍼지클러스터링을 이용한 EFM기법

Fig. 2. EFM using fuzzy clustering

FCM의 결과로 각 클러스터의 중심값과 클러스터 중심에 대한 데이터들의 소속정도가 결정된다. 이들 결과를 이용하여 퍼지규칙에 해당하는 클러스터에 일정 수준 이상의 소속정도로 포함된 데이터만을 파라미터 최적화 과정에 사용할 수 있다. 소속함수의 파라미터에 영향력이 거의 없는 데이터들을 해당 파라미터의 최적화 과정에서 제외시킴으로써 퍼지규칙 합산의 과정을 간략화하고, 결과적으로 만족할 만한 오차 수준을 유지하면서 전체적인 연산의 시간을 감소시킬 수 있다. 퍼지규칙에 관련된 데이터를 선택하는 소속정도의 기준(criterion of rule aggregation, COR)을 여러 가지로 설정하여 가장 효율적이면서 원하는 정확성을 유지할 수 있는 적절한 소속정도를 결정한다. 이러한 퍼지규칙의 선택 방법은 그림 3에 간략히 도식화하였다.

FCM의 결과로써 부가적으로 얻을 수 있는 장점은 EFM의 초기 과정에서 퍼지파라미터들의 범위를 설정할 때 FCM의 결과를 유용하게 사용할 수 있다는 점이다. 흔히 파라미터의 범위는 상한값과 하한값으로 설정해 주는데, 기존의 EFM의 경우 설계문제의 전체적인 경향을 판단하여 설계자가 정해주는 경우가 많다. 파라미터의 수가 설계자가 쉽게 파악할 수 있는 수준일 경우에는 이러한 기존의 방식이 적용 가능하겠지만, 시스템이 다소

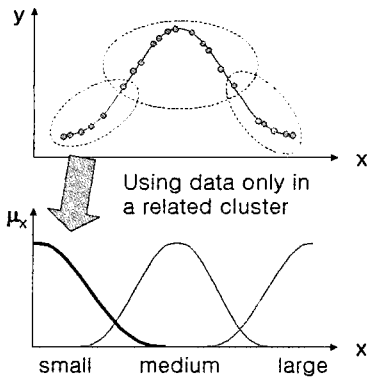


그림 3. FCM 결과를 이용한 퍼지파라미터의 최적화
Fig. 3. Parameter optimization using FCM results

복잡해지면 설계자의 수준에서 이러한 파라미터들의 범위를 일일이 설정해 주는 것은 대단히 어려운 일이다. FCM의 결과 중 클러스터 중심값과 클러스터에 속한 데이터들을 이용하면 소속함수의 형태에 따라 이들 값을 적절히 적용하여 간단하게 파라미터의 범위를 선택할 수 있다. 파라미터의 초기범위는 EFM의 수렴성과도 밀접한 관련을 지니므로 이러한 방법은 그 효용성이 매우 크다고 할 수 있다. 예를 들어 가우스소속함수의 경우 그림 4와 같은 방법으로 중심치의 하한값과 상한값을 정해줄 수 있다.

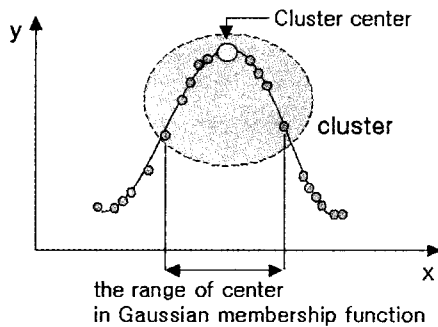


그림 4. FCM 결과를 이용한 가우스소속함수의 중심치 범위 설정
Fig. 4. Selection of boundary limits for Gaussian membership function center using FCM results

3. 비선형구조해석 모델링

3.1 자동차 A-pillar 내장재의 설계

제안된 방법의 타당성을 검증하기 위해, 자동차 A-pillar 내장재의 구조설계문제를 선정하였다[8]. 승원안전을 고려한 자동차 부품 및 구조물에 대한 시뮬레이션 기반 설계의 경우, 비선형 유한요소 및 CAE 등에 의한 구조해석이 요구되는데 각 설계사양에 대한 시뮬레이션 모델링 및 구조해석의 과정에서 엄청난 계산시간과 비용이 소요된다. 따라서 이러한 설계문제는 반응표면기반 근사최적화기법이 활용되어야 한다. A-pillar 내장재 설계문제의 목적은 자동차의 충돌 시 승원의 안전을 보장

하기 위해 두부상해치의 기준(equivalent head injury criterion, HIC)를 최소화하는 A-pillar의 외부크기를 결정하는 것이다[9]. EFM의 입력변수는 그림 5에서처럼 수평길이(X_1), 수직길이(X_2), 두께(X_3)이다.

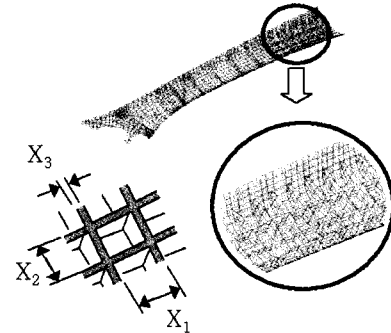


그림 5. A-pillar 구조 및 설계변수
Fig. 5. A-pillar trim structure and design variables

여기서 입력변수에 대한 출력값은 HIC이다. A-pillar 구조물의 최적화문제는 식 (7)과 같다.

$$\text{minimize } HIC(d) \tag{7}$$

$$\text{subject to } X_i^L \leq X_i \leq X_i^U, \quad i=1,2,3$$

여기서 HIC(d)는 두부모형의 무게중심에 위치한 3축의 가속도계로부터 얻은 신호를 처리하여 얻은 HIC의 선형변환된 값이며 식 (8)과 같다[10].

$$HIC = \max \left[\frac{1}{t_2 - t_1} \int_{t_1}^{t_2} a_r dt \right]^{2.5} (t_2 - t_1) \tag{8}$$

$$a_r = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$$

$$t_2 - t_1 \leq 36m \text{ sec}$$

$$HIC(d) = 0.75466 \times HIC + 166.4$$

시뮬레이션 데이터는 실험계획법의 full factorial design과 중심합성계획(central composite design)을 적용하여 LS-DYNA3D를 실행한 결과로써 산출하였다. 시뮬레이션을 위한 두부형상(head form)은 그림 6과 같다[10].

충돌시 비선형 유한요소 시뮬레이션과 충돌 후 변형된 A-pillar 내장재의 형상은 각각 그림 7과 그림 8에 표시하였다.

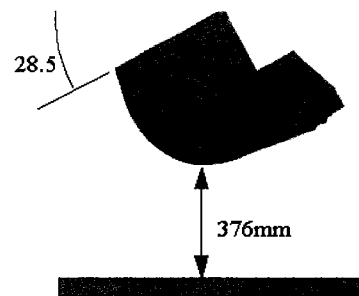


그림 6. 두부형상 모델
Fig. 6. Head form model

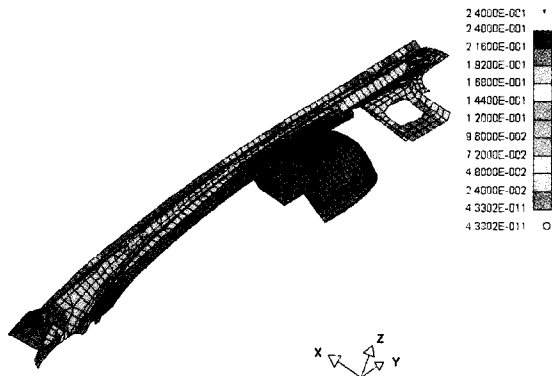


그림 7. LS-DYNA3D를 이용한 충돌 시물레이션
Fig. 7. Head impact simulation by LS-DYNA3D

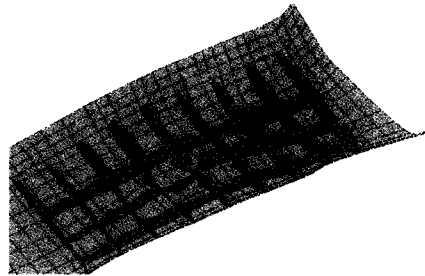


그림 8. 충돌 후 변형된 A-pillar 내장재
Fig. 8. Deformed shape of A-pillar after head impact

시물레이션을 통해 총 42개의 데이터를 산출하여, 이 중 33개를 훈련데이터로 사용하였고 남은 9개의 데이터를 시험데이터로 사용하여 모델링의 유효성을 검증하였다. 훈련데이터와 시험데이터는 각각 표 1과 표 2에 나타내었다. 입력데이터의 단위는 밀리미터(mm)이다.

3.2 결과비교 위한 EFM의 실행

클러스터의 수와 퍼지규칙의 선택기준(COR)의 차이에 따른 모델링의 정확도와 효율성을 비교하기 위해 표 3과 같은 아홉 가지의 경우에 대해 EFM을 수행하였다. 유전자형의 총 길이는 클러스터의 수에 의해 결정되며 각각의 설계변수는 모두 3개의 동일한 자릿수를 갖는다. 개체군의 수는 유전자형의 길이의 120%로 설정하였고, 세대수는 개체군의 수의 150%로 설정하였다. COR은 퍼지규칙의 합산과정에서 해당 파라미터와 일정 수준 이상으로 관련된 퍼지규칙만을 선정해내기 위한 기준으로 데이터의 퍼지규칙에 대한 소속정도를 의미하며, 이 값은 FCM의 결과로 얻어진다.

기존의 EFM과 실행결과를 비교하기 위해 CASE 1, 4, 7에 대해서는 COR값을 0으로 설정했으며, 이는 파라미터 최적화에 모든 데이터가 참여한다는 의미이므로 기존의 EFM과 같은 경우이다. 이 경우 오차는 작고 계산시간은 오래 걸릴 것으로 예측이 가능하다. 이러한 아홉 가지의 EFM 실행을 통해 모델링의 정확도와 효율 사이의 관련성을 알아볼 수 있다.

표 1. 훈련데이터

Table 1. Training design data

Data No.	X ₁	X ₂	X ₃	HIC
1	15.0	15.0	0.85	834.4
2	15.0	15.0	1.00	888.2
3	15.0	15.0	1.15	1060.6
4	15.0	20.0	0.85	867.1
5	15.0	20.0	1.15	931.8
6	15.0	25.0	0.85	911.4
7	15.0	25.0	1.00	860.4
8	15.0	25.0	1.15	956.8
9	20.0	15.0	0.85	911.8
10	20.0	15.0	1.15	961.2
11	20.0	20.0	1.00	870.3
12	20.0	25.0	0.85	1001.2
13	20.0	25.0	1.15	892.9
14	25.0	15.0	0.85	955.4
15	25.0	15.0	1.00	899.7
16	25.0	15.0	1.15	980.2
17	25.0	20.0	0.85	901.9
18	25.0	20.0	1.15	822.1
19	25.0	25.0	0.85	1164.2
20	25.0	25.0	1.00	1060.1
21	25.0	25.0	1.15	989.2
22	28.7	20.0	1.00	928.1
23	11.3	20.0	1.00	981.2
24	20.0	28.7	1.00	881.3
25	20.0	11.3	1.00	1040.3
26	20.0	20.0	1.26	867.0
27	20.0	20.0	0.74	1040.5
28	12.5	17.6	0.85	892.2
29	12.5	17.6	1.00	964.6
30	15.0	17.6	0.85	924.1
31	15.0	17.6	0.93	855.1
32	15.0	17.6	1.00	864.9
33	17.5	17.6	0.93	857.4

표 2. 시험데이터

Table 2. Test design data

Data No.	X ₁	X ₂	X ₃	HIC
1	15.0	20.0	1.0	813.2
2	20.0	15.0	1.0	886.3
3	20.0	20.0	0.9	947.5
4	20.0	20.0	1.2	838.3
5	20.0	25.0	1.0	978.5
6	25.0	20.0	1.0	866.1
7	12.5	17.6	0.9	912.2
8	17.5	17.6	0.9	930.7
9	17.5	17.6	1.0	868.7

4. 결 과

EFM의 진화연산부인 유전알고리즘의 수렴성을 확인하기 위해 CASE 5에 대해서 각 세대의 적합도 값을 그래프로 표시하였다. 이는 그림 9에 도시하였다.

표 3. EFM의 실행

Table 3. Specification for EFM

CASE	# of clusters	string length	# of population	# of generation	COR
1	6	144	170	250	0.00
2	6	144	170	250	0.10
3	6	144	170	250	0.15
4	8	192	230	345	0.00
5	8	192	230	345	0.10
6	8	192	230	345	0.15
7	10	240	288	432	0.00
8	10	240	288	432	0.10
9	10	240	288	432	0.15

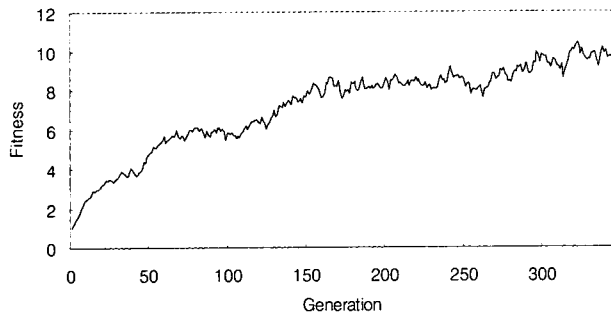


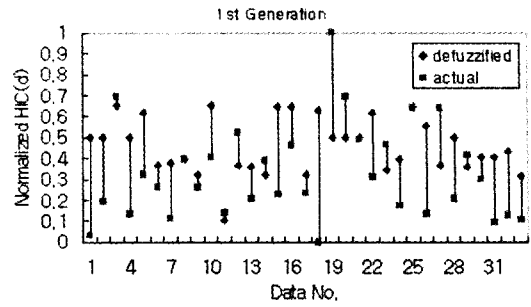
그림 9. CASE 5에 대한 EFM의 수렴 결과
Fig. 9. Convergence of EFM in CASE 5

유전알고리즘에서 적합도는 오차제곱의 역수 형태를 취하고 있기 때문에, 높은 적합도 수치는 작은 오차를 의미한다. 그림 9에서 적합도의 값은 정해진 세대를 거치면서 일정한 수준으로 상승, 수렴해 감을 볼 수 있다. 이는 모델링이 적절하게 수행되었음을 의미한다. 유전알고리즘의 수행을 검증하기 위한 다른 방법으로, CASE 5의 첫 세대와 마지막 세대에서의 오차값을 그림 10에 도시하였다. 첫 세대의 오차에 비해 마지막 세대의 오차는 현저히 줄어들었음을 확인할 수 있고 이를 통해 모델링의 타당성을 검증할 수 있다. 그림 10(a)는 첫 세대의 오차를, 그림 10(b)는 마지막 세대의 오차를 나타낸다.

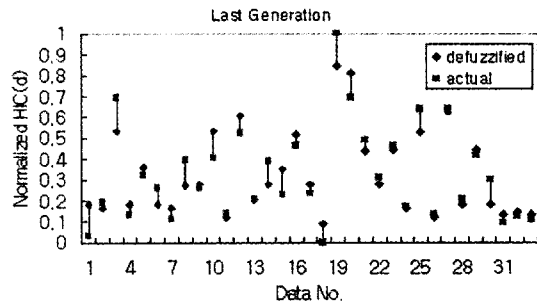
앞의 결과들을 통해 EFM에서 유전알고리즘이 타당함을 확인했으므로, 시뮬레이션 결과 중 시험데이터로 산출된 9개의 데이터를 이용하여 모델링의 타당성을 검증하였다. 시험데이터에 대한 모델링의 결과값은 표 4와 같다.

표 4의 결과를 이용하여 각 경우에 대하여 시험데이터의 평균 퍼센트 오차를 계산하였고, 계산 효율을 비교하기 위하여 각 경우에 대한 총 수행 시간을 측정하였다. 모델링은 모두 동일한 컴퓨터(Pentium 2) 환경에서 수행되었으며, 수행 시간은 '시간:분:초'의 형태로 나타났다. 표 5는 이러한 결과들을 정리하여 보여준다.

전체적인 오차의 범위는 3.51에서 6.88의 범위에 있다. COR이 0으로써 기존의 EFM에 해당하는 CASE 4의 경우, 총 수행 시간이 COR을 0.10으로 잡은 CASE 5에 비하여 매우 크다는 것을 알 수 있다. 반면, 두 경우의 평균 퍼센트 오차는 각각 4.09와 4.10으로 거의 유사하게 나타났다. 이를 통해 제안된 방법이 퍼지규칙의 합산과



(a) first generation



(b) last generation

그림 10. CASE 5에서의 훈련데이터의 오차 비교
Fig. 10. Comparison of training data errors between the first and the last generation in CASE 5

표 4. 시험데이터의 결과값

Table 4. Generalization results of test design data

Data No.	Actual Values	CASE								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	813.2	892.3	875.3	930.3	906.5	875.0	927.8	865.9	877.6	964.2
2	886.3	906.9	929.3	938.6	868.8	937.1	906.2	883.2	888.5	931.3
3	947.5	931.1	901.6	943.7	900.8	945.0	966.8	904.7	882.7	922.9
4	838.3	880.8	903.6	915.5	874.8	885.5	871.5	869.1	877.7	892.4
5	978.5	903.1	1049.6	1021.9	1013.2	873.9	924.4	912.7	881.8	869.9
6	866.1	900.4	877.7	924.0	879.1	883.7	924.2	870.3	923.2	842.7
7	912.2	925.3	860.2	934.1	895.8	904.2	905.6	893.1	921.4	915.7
8	930.7	906.4	885.9	943.7	872.3	926.7	990.1	863.9	865.7	908.8
9	868.7	915.5	881.5	926.2	877.5	900.4	906.0	869.1	877.6	978.8

표 5. 평균 오차 및 수행 시간

Table 5. Generalization performance in terms of averaged errors and elapse times

CASE	# of clusters	COR	Ave. errors (%)	Elapse time
1	6	0.00	4.44	1:41:58
2	6	0.10	5.08	0:49:19
3	6	0.15	5.72	0:35:05
4	8	0.00	4.09	4:21:42
5	8	0.10	4.10	1:30:45
6	8	0.15	5.11	1:04:21
7	10	0.00	3.51	14:25:00
8	10	0.10	5.02	3:53:07
9	10	0.15	6.88	2:35:35

정을 간단히 함으로써 오차의 수준은 원하는 정도로 유지하면서 모델링의 효율은 크게 개선할 수 있음을 확인할 수 있다.

COR의 값이 0.10에서 0.15로 커지면서, CASE 6의 경우 CASE 5에 수행시간 다소 줄어들었다. 이것은 CASE 6의 경우 CASE 5에 비해 더 많은 규칙들이 규칙의 합산과정에 제외되었음을 뜻하며, 때문에 모델링의 오차는 5.11 수준으로 커졌다. 클러스터의 수가 6인 CASE 1에서 3의 경우와 클러스터의 수가 10인 CASE 7에서 9의 경우에서도 마찬가지로 COR값이 증가함에 따라 수행시간은 짧아지고 모델링의 오차는 커짐을 공통적으로 확인할 수 있다. COR의 값이 0인 CASE 1, 4, 7만을 비교했을 때, 클러스터의 수가 증가함에 따라 오차가 감소함을 알 수 있고 이는 즉 퍼지규칙이 많아짐에 따라 시스템을 보다 세밀하게 묘사할 수 있음을 의미한다. 클러스터의 수가 10인 CASE 7에서 9의 경우, COR 값이 변함에 따라 오차의 수준이나 수행시간이 매우 큰 차이를 보이는데, 이는 오차가 설계영역을 크게 벗어나는 일을 방지하기 위해 클러스터의 수에 따른 적절한 COR을 선택해야 함을 보여준다. COR값이 모두 0.10인 CASE 2, 5, 8에서, CASE 5의 오차가 가장 낮은 것도 이러한 관점에서 COR이 0.10인 것은 클러스터의 수가 8일 때 가장 적합함을 의미한다.

주어진 설계문제에 대해서 제안된 방법의 효율을 가장 잘 설명하는 경우는 CASE 4와 CASE 5의 경우이다. 두 경우 오차의 수준은 크게 다르지 않은데 반해, 수행시간은 매우 큰 차이를 보이므로, 적용하고자 하는 설계문제가 오차의 수준보다는 계산시간에 더 크게 좌우되는 경우에는 제안된 방법이 큰 효율을 가지고 적용될 수 있음을 알 수 있다.

설계 데이터는 시뮬레이션결과로부터 얻어졌기 때문에 데이터 자체가 이미 오차를 포함하고 있다고 볼 수 있다. 실험계획법처럼 설계 데이터가 설계공간 안에서 골고루 분포되어 있는 경우, FCM이 클러스터링을 하는데 문제가 있을 수 있다. 그렇기 때문에 보다 정확한 실험을 통해 얻어진 충분한 개수의 설계 데이터가 전 설계공간에 대해서 임의로 분포되어 있다면 제안된 방법론은 보다 효율적이고 정확하게 적용될 수 있다. 본 논문에서는 클러스터링이 EFM에 적용될 때, 하나의 클러스터가 하나의 퍼지규칙에 대항되었지만, 만약 퍼지규칙의 조건부가 유사한 경향을 갖는 퍼지속속함수로 나타난다면 퍼지규칙의 수를 줄일 수 있을 것이다.

이상의 결과를 통해서 퍼지클러스터링을 이용한 진화 퍼지모델링은 모델링의 오차를 설계 범위 내에서 만족시키면서 동시에 계산 시간을 크게 줄일 수 있는 효율적인 방법을 알 수 있었다. 클러스터의 수와 COR은 실제 문제에 적용하기 전에 몇 번의 간단한 실험을 통해서 신중하게 선택하는 것이 중요하다.

5. 결론 및 제언

본 논문에서는 반응표면 근사최적화로서의 퍼지모델링 및 퍼지규칙의 생성과 관련하여 퍼지클러스터링을 이용한 새로운 방법론을 제안하였다. 퍼지모델링을 특징짓는 가장 중요한 과정 중 하나인 퍼지규칙 생성 과정에 퍼지클러스터링을 도입함으로써 보다 효율적이고 합리적인 퍼지규칙을 생성할 수 있다. 부가적으로 퍼지클러스

터링의 결과를 이용하여 파라미터의 초기 범위를 간단하게 설정할 수 있으며, 각 클러스터에 대한 데이터의 소속정도를 이용하여 진화퍼지모델링의 효율을 개선할 수 있었다. 제안된 방법의 타당성을 검증하기 위해 자동차 내장재의 비선형 구조설계문제를 선정하여 클러스터의 수와 퍼지규칙의 선택 기준에 따라 아홉 가지의 다른 경우에 대하여 진화퍼지모델링을 수행하였다. 결과를 통해 제안된 방법은 시스템을 묘사하는 적절한 퍼지규칙을 생성하였으며, 진화퍼지모델링의 퍼지규칙합산과정을 개선하여 모델링이 오차를 만족할 만한 수준으로 유지하면서 모델링의 효율은 크게 증가시킴을 확인하였다. 기존의 진화퍼지모델링에 의한 설계문제의 평균 퍼센트 오차는 4.09%임에 반해 제안된 방법에 의한 모델링의 오차는 4.10%로 큰 차이를 보이지 않았으나, 모델링의 수행시간 면에서 제안된 방법은 기존의 방법에 비해 매우 효율적임을 확인하였다. 여러 다양한 경우의 결과들을 통해 클러스터의 수와 퍼지규칙의 선택 기준이 모델링의 오차와 효율에 매우 중요한 역할을 한다는 것을 알 수 있었다.

진화퍼지모델링은 전역근사최적화를 수행할 수 있는 매우 유용한 모델링 방식이나 진화연산 부분에서 계산 비용이 매우 크다는 단점이 지적되어 왔다. 본 논문에서 제안된 퍼지클러스터링을 이용한 퍼지규칙의 생성 방법은 이러한 진화퍼지모델링의 단점을 개선하여 진화퍼지 모델링의 유용성을 보다 극대화할 수 있다.

향후 보다 정확한 모델링을 위해 학습에 대한 overfitting을 고려한 보완 연구가 필요하며, 이는 적절한 클러스터의 수를 결정하는 클러스터링의 유효성 연구와 관련하여 보다 의미 있는 결과를 제시할 수 있으리라 생각된다.

참 고 문 헌

- [1] S. Kim and J. Lee, "Application of fuzzy inference systems in global approximate design optimization," *Proceedings of the 8th symposium on MAO, CA*, 2000.
- [2] 박성현, *현대실험계획법*, 민영사, 2000.
- [3] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization & machine learning*, Addison Wesley, 1999.
- [4] J. S. R. Jang, C. T. Sun and E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and soft computing*, Prentice-Hall, 1997.
- [5] R. P. Nikhil and J. C. Bezdek, "On cluster validity for the fuzzy c-means model," *IEEE transactions on fuzzy systems*, Vol. 3, No. 3, pp. 370-379, 1995.
- [6] J. C. Dunn, "A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well separated clusters," *Journal of Cybernetics*, Vol. 3, No.3, pp. 32-57, 1974.
- [7] J. C. Bezdek, *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*, Plenum Press, New York, pp. 65-80, 1981.
- [8] S. Kim, H. Kim, J. Lee and S. Kang, "Application of soft computing based response surface

techniques in sizing of A-pillar trim with rib structures," *Transactions of KSME*, Vol. 25, No. 3, pp. 537-547, 2001.

- [9] Standard No. 201, Head Impact Protection, Part 571 - Federal Motor Vehicle Safety Standard. National Highway Traffic Safety Administration, Department of Transportation, US, 1995.
- [10] H.-K. Kim and S. Kang, "Optimum design of an A-pillar trim with rib structures for occupant head protection," Proceedings of Symposium on Advanced Vehicle Technologies, ASME, International Mechanical Engineering Congress and Exposition, Orlando, FL, Nov., 2000.

저 자 소 개



황정수(Hwang, Jeongsu)

2000년 : 한국과학기술원 기계공학과(학사)
2002년 : 연세대학교 기계공학과(석사)
2002년~현재 : 바이오스페이스 부설
생체공학연구소 근무

관심분야 : 소프트웨어, 시스템모델링, 의료기기설계

Email : vvsop@nownuri.net



이종수(Lee, Jongsoo)

1988년 : 연세대학교 기계공학과(학사)
1996년 : 미국 Rensselaer Polytechnic
Institute 기계공학과(Ph.D.)
1997~현재 : 연세대학교 기계공학부
부교수

관심분야 : 최적설계, 소프트웨어, 지능정보시스템

Phone : (02) 2123-4474

Fax : (02) 362-2736

Email : jleej@yonsei.ac.kr