

데이터베이스 기반 유전 알고리즘을 이용한 효율적인 에어포일 형상 최적화에 대한 연구

김수환† · 권장혁* · 김 진**

(원고접수일 : 2006년 10월 16일, 심사완료일 : 2006년 11월 22일)

Study on the Airfoil Shape Design Optimization Using Database based Genetic Algorithms

Su-Whan Kim† · Jang-Hyuk Kwon* and Jin Kim**

Abstract : Genetic Algorithms(GA) have some difficulties in practical applications because of too many function evaluations. To overcome these limitations, an approximated modeling method such as Response Surface Modeling(RSM) is coupled to GAs. Original RSM method predicts linear or convex problems well but it is not good for highly nonlinear problems cause of the average effect of the least square method(LSM). So the locally approximated methods, so called as moving least squares method(MLSM) have been used to reduce the error of LSM. In this study, the efficient evolutionary GAs tightly coupled with RSM with MLSM are constructed and then a 2-dimensional inviscid airfoil shape optimization is performed to show its efficiency.

Key words : Design optimization(최적설계), Genetic algorithm(유전알고리즘), Response surface modeling(반응표면기법), Moving least squares method(이동최소자승법), CFD(전산유체역학)

1. 서 론

유전 알고리즘은 다윈의 진화론과 멘델의 유전법칙에 기반을 둔 수치적 진화모델로서 초기 개체들의 진화를 통해 최종적으로 가장 우수한 자손 개체를 얻는 것을 목표로 한다⁽¹⁾⁻⁽³⁾. 유전 알고리즘은 기존의 최적화 알고리즘이 해결하지 못하는 여러 문제들의 최적화에 성공하면서 각광받기 시작하였다. 유전 알고리즘의 가장 큰 장점은 사용이 쉬우

며 미분을 이용하지 않으므로 미분 불가능한 함수에도 적용 가능한 점을 들 수 있다. 하지만 유전 알고리즘의 근본적인 문제점은 기존의 일반적인 최적화 알고리즘에 비해 매우 많은 계산 요구량에 있었다. 이러한 계산 요구량의 제약으로 인해 유전 알고리즘의 응용은 비교적 계산이 쉬운 문제에 국한될 수밖에 없었다. 컴퓨터의 발달과 함께 유전 알고리즘의 문제점도 어느 정도 극복할 수 있었지만 아직도 유전 알고리즘이 적용되기에는 어려운

† 책임저자(현대자동차 남양연구소), E-mail : suwhan@hyundai-motor.com, Tel : (042)868-7232

* 한국과학기술원 기계공학과 항공우주공학전공

** 한국해양연구원 해양시스템안전연구소

문제들이 존재하며 그 대표적인 문제가 바로 유동 해석을 이용한 형상 최적화 문제이다^[4]. 유동 해석의 경우 구조 해석이나 전자기 해석 등과 같은 일반적인 해석에 비해 비교적 오랜 시간을 필요로 하므로 한 번의 최적화를 위해 수천 번 이상의 유동 해석을 필요로 하는 유전 알고리즘에 있어서는 적용에 어려움이 있었다. 본 연구에서는 이러한 유전 알고리즘의 시간적 제약을 극복하기 위해 반응표면 기법(response surface modeling: RSM)과 결합한 효율적인 유전 알고리즘을 개발하고 이를 에어포일 형상 최적화에 적용하고자 한다^[5].

반응표면기법은 여러 데이터정보를 이용하여 대수방정식을 이용하여 근사화하는 기법으로 쉽고 간단하며 선형 혹은 블록 함수의 경우 비교적 정확한 예측이 가능하다^[6]. 하지만 비선형성이 강한 데이터의 경우 최소 자승법(least squares method : LSM)의 사용으로 비선형 데이터의 평균을 따르는 곡면을 생성하게 되어 초기 데이터와 비교하여 비교적 큰 오차를 동반한다. 이러한 오차는 넓은 설계 영역의 많은 비선형 데이터들을 고려하기 때문에 발생하는 것으로서 오차를 감소하기 위하여 국소 영역에 대한 반응표면을 생성하는 기법이 제안되었다^[7]. 기존의 Meshless 기반의 CFD 해석에 주로 사용하던 이동최소자승법(moving least square method: MLSM)을 반응표면기법에 도입하여 최소자승법에 의해 발생할 수 있는 오차를 최소화하고 비교적 정확한 예측을 가능하도록 하였다.

본 연구에서는 이동최소자승법과 유전 알고리즘을 결합하여 데이터베이스 기반 유전 알고리즘(database based genetic algorithm : DB-GA)을 구현하고 이를 2차원 익형의 형상 최적화 적용하여 기존 방법과의 효율성 비교를 수행하였다.

2. 데이터베이스 기반 유전 알고리즘

2.1 반응표면기법

반응표면기법에서는 근사화하려는 값들을 반응(response), 모델에 입력되는 변수를 인수(factor)라고 부른다. 이들은 각각 수학적 용어로는 종속변수와 독립변수에 대응된다. 반응표면기법은 설계 공간

을 간단한 다항식의 조합으로 근사화하는 방법으로, 저차의 다항식을 주로 사용한다.

$$y(x) = f(x) + \varepsilon \tag{1}$$

(1)에서 ε 은 랜덤 에러(random error)로서 평균이 0, 분산이 1인 정규분포를 따른다고 가정한다. $f(x)$ 를 구하기 위해서는 다중 선형 회귀(multiple linear regression)를 사용하고, 이것은 실험설계와 같은 과정을 통해 주어지는 데이터들의 독립변수와 종속변수 사이의 관계를 오차가 최소가 되면서 (2)와 같은 다항식으로 표현되도록 하는 방법이다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + \varepsilon \tag{2}$$

다중 선형 회귀는 (2)와 같은 선형적인 식을 데이터에 맞도록 하는 것을 일컫는다. 여기에서 β_j 는 회귀 분석을 통해 계산되는 계수들을 말한다. 일반적으로 반응표면 기법은 (3)과 같은 2차의 다항식을 많이 사용한다.

$$\hat{y} = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \beta_{ij} x_i x_j \tag{3}$$

2차의 항 x_i^2 , $x_i x_j$ 는 곡률이 큰 경우 이를 표현하는데 적당하다. 위와 같은 이차의 다항식을 사용할 경우 반응면의 단면은 2차의 포물선을 그리게 된다. 이 때 미지수인 계수들은 최소자승법을 통해 계산된다.

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T y \tag{4}$$

(4)에서 X는 설계행렬(design matrix)로서 첫 번째 열벡터의 요소는 모두 1이며, 각 행벡터는 한 점에서의 인수들로 구성되어 있다.

2.2 이동최소자승법을 이용한 반응표면기법

일반적인 2차 정확도의 반응표면기법은 데이터가 선형 혹은 볼록(convex) 함수인 경우 비교적 정확한 예측이 가능하지만 비선형성이 강한 데이터의 경

우 비교적 많은 오차를 동반하기 때문에 Meshless 기법에 주로 사용하던 이동최소자승법(moving least squares method : MLSM)이 반응표면기법에 도입되었다. 이동최소자승법을 이용한 반응표면기법은 기존의 반응표면기법의 구성과 거의 유사하다. 반응표면기법의 계수들을 구성하기 위한 행렬들에 가중행렬을 곱함으로써 특정 영역 부근의 데이터들만을 제외한 나머지 영역의 데이터들을 0으로 만든다. 이와 같이 구성된 반응면은 국부적으로 매우 정확한 예측값을 구할 수 있다. 이동최소자승법을 고려한 반응표면기법은 (5)와 같이 표현할 수 있다^[7].

$$(X^T WX)\beta = X^T W\mathbf{y} \quad (5)$$

(5)에서 W는 가중행렬로서 (6)과 같이 구성된다. 가중 행렬 W에서 각 대각항은 예측점과 표본 데이터 사이의 상대 거리의 함수로서 표현되며, 정해진 거리 이상에서는 0이 되는 함수를 사용하였다.

$$W = \begin{pmatrix} w(x-x_1) & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w(x-x_2) & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & w(x-x_n) \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$w(x-x_i) = \begin{cases} f(|x-x_i|) & \text{if } |x-x_i| < d \\ 0 & \text{if } |x-x_i| \geq d \end{cases} \quad (7)$$

위의 가중행렬을 계산하기 위해서는 일반적인 행렬 역변환 기법 중의 하나인 LU-분해법을 사용할 수 없다. 왜냐하면, 가중행렬 W 내의 가중치 함수 w 는 예측하고자 하는 점과 데이터베이스와의 거리가 특정 범위 이상인 경우 0이 되므로, 가중행렬 W의 전 열이 0이 되는 경우가 발생하기 때문이다. 따라서 이러한 특성치들을 계산할 수 있는 다른 행렬 변환 기법이 필요하며, 본 연구에서는 특성치 분해법(singular value decomposition : SVD)을 사용하였다. 특성치 분해법은 특정 행렬을 고유벡터(eigen-vector) 행렬과 고유치(eigen-value) 행렬로서 분해하여 계산하는 방법으로 고유벡터 행렬의 역행렬은 자신의 전치행렬과 같으며, 고유치 행렬의 역행렬은 각 고유치의 역수를 지닌 행렬과 같

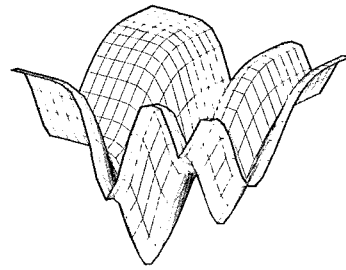
다. 따라서 이동최소자승법을 이용한 반응표면기법은 (8)과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} X^T WX &= U \cdot D \cdot V^T \\ (X^T WX)^{-1} &= V \cdot [diag(1/\lambda_j)] \cdot U^T \\ \beta^* &= V \cdot [diag(1/\lambda_j)] \cdot U^T X^T W\mathbf{y} \end{aligned} \quad (8)$$

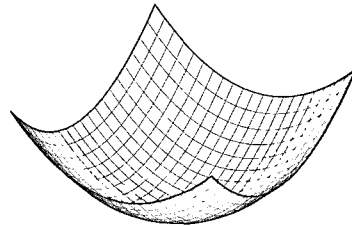
(8)에서 U와 V는 고유치 λ_j 에 대한 고유벡터 행렬을 의미하며, D는 고유치들로 이루어진 대각행렬을 나타낸다.

2.3 데이터베이스 기반 유전알고리즘의 구현

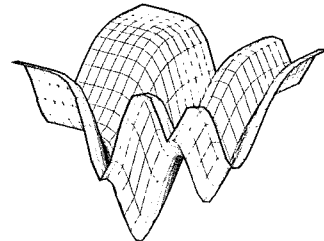
유전 알고리즘과 반응표면기법을 결합하기 위해서는 크게 세 가지 문제점이 존재한다. 첫째는 이동



(a) Sample data



(b) RSM with LSM



(c) RSM with MLSM

Fig. 1 RSM modeling using LSM and MLSM

최소자승법(MLSM)을 반응표면기법에 적용하기 위해서는 최소영역에 대한 정보가 필요하다. 영역 설정을 크게 하면 최소자승법(LSM)과 같이 오차가 증가하게 되며, 영역을 작게 잡으면 주변에 존재하는 정보가 부족하게 되어 반응면을 구성하는 것이 불가능하게 된다. 그러므로 오차를 최대한 줄이면서 반응면 구성이 가능한 정도의 적절한 영역 설정이 중요하다. 두 번째는 반응표면을 위한 데이터베이스를 어떻게 구성하느냐 하는 문제이다.

기존의 반응표면기법과 유전 알고리즘을 이용한 최적 설계의 경우 실험계획법이나 무작위 추출에 의해 특정 개수의 설계점에 대한 정보를 계산하고 이들에 대한 반응면을 만들고 이 반응면 위에서 유전 알고리즘을 이용한 최적화를 수행하였다. 이러한 방법은 설계 공간이 비교적 선형에 가까운 문제에 있어서는 잘 적용이 되지만 비선형성이 강한 문제에 있어서는 실제 최적점과는 매우 다른 설계점에 수렴하는 문제가 있다. 그러므로 선형 및 비선형에 모두 적용이 가능한 진화적 데이터베이스의 구현이 필요하다. 마지막으로, 구성된 데이터베이스를 이용하여 계산 효율을 증대시키기 위한 방법의 선택이 필요하다. 일정한 정확도 이내로 수렴이 된 데이터베이스의 경우 더 이상의 계산 없이 데이터베이스만을 이용하여 유전 알고리즘을 수행할 수 있지만, 데이터베이스 내에 필요한 정보가 없을 경우는 실제 계산을 수행해야 한다. 이 때, 데이터베이스 수렴 정도를 판단하는 기준이 필요하며 이 기준에 따라 반응면을 사용하여 함수 계산을 대체할 것인지 아니면 실제 함수 계산을 수행할 것인지를 판단하여야 한다. 이와 같은 크게 세 가지 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 다음과 같은 방법을 사용하였다.

2.3.1 국소 영역의 설정

유전 알고리즘에서 무작위로 생성된 개체에 대해 국소영역 δ 안에 존재하는 개체의 정보를 확인한 뒤 개체가 존재할 경우 국소영역 내의 개체들을 이용하여 반응표면을 만들고 이를 이용하여 실제 함수 계산 없이 예측된 값을 사용한다. 이 때, 국소영역 δ 내에 너무 많은 데이터가 존재할 경우 오차를 증가

시키게 되므로 적응 기법(adaptive method)을 도입하여 자동으로 국소 영역을 축소 설정하게 하였다. 즉, 국소 영역 내에 데이터가 존재하지 않을 경우 국소 영역을 일정범위까지 점차로 증가시켜 데이터가 존재하는지 살펴보고 일정 수 이상의 데이터가 존재할 경우 그 데이터를 이용하여 근사를 하게 되며, 데이터가 존재하지 않을 경우 실제 함수를 계산한다. 또, 국소 영역 내에 데이터가 많을 경우 국소 영역의 크기를 줄여 일정한 개수 이상의 데이터가 존재하지 않도록 한다. 이와 같은 방법을 통해 자동화된 국소 영역 설정이 가능하다. 본 연구에서는 초기 국소영역을 전체 영역의 2%로 설정하였으며 최소 영역의 크기를 초기 국소영역의 0.1%, 최대 영역의 크기는 초기 국소영역의 3배로 설정하였다. 또한 설계 변수의 개수를 n 이라고 할 때, 최소 데이터베이스 개수를 $0.3n$ 으로, 최대 데이터베이스의 개수를 n 으로 하여 국소 영역을 변화시켰다.

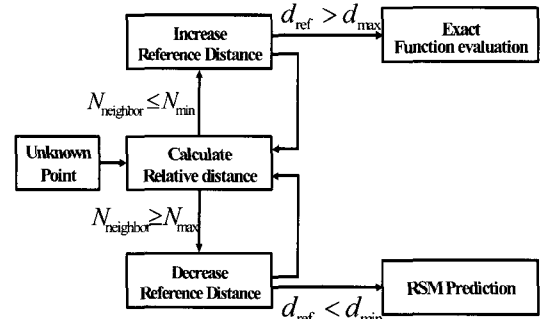


Fig. 2 Adaptive reference distance

2.3.2 진화적 데이터베이스의 구성

유전 알고리즘을 이용하여 데이터베이스를 구성하기 위해 초기의 개체들에 대한 실제 함수 계산값들은 모두 데이터베이스로 구성된다. 일정한 세대가 지난 후 충분한 데이터베이스가 존재한다고 판단될 때, 새로운 세대에 대한 함수 계산과 예측치와의 오차를 계산한다. 이때, 오차가 약 5% 이내인 경우 다음 세대부터 함수 계산 대신 반응면 예측을 이용하여 유전 알고리즘을 수렴하게 된다. 그리고 유전 알고리즘이 수렴해 감에 따라 최적점 부근에서는 더욱 정확한 정보의 모사가 필요하기 때문에 특정 세대마다 반응면 계산 대신 실제 함수계산을

수행하고 그 결과를 데이터베이스에 추가하여 데이터베이스를 갱신하게 된다.

2.3.3 데이터베이스를 이용한 함수값 예측

유전 알고리즘이 수렴해 감에 따라 점차적으로 데이터베이스 역시 수렴해 가게 된다. 각 개체는 국소 영역 탐색을 통해 데이터베이스를 검색하게 되고, 자신 주변의 데이터를 이용하여 자신의 값을 예측하게 된다. 하지만 국소영역을 탐색하여도 주변에 데이터가 없을 경우가 존재한다. 이런 경우에는 실제 함수값을 계산하고 그 결과를 데이터베이스에 추가한다. 즉, 데이터베이스가 예측 가능한 공간에 대해서는 반응면 예측을 수행하며, 그렇지 못한 공간에 대해서는 실제 함수 계산을 통해 예측을 수행하고 이를 데이터베이스에 저장하여 데이터베이스가 예측 가능한 공간의 범위를 확장하게 된다. 뿐만 아니라 유전 알고리즘의 한 세대의 개체 중에서 반응면으로 예측 불가능한 지점이 전체 개체의 30%가 넘을 경우 그 세대 전체를 실제 함수 계산을 수행하여 데이터베이스에 추가하게 된다. 그리고 매 특정 세대마다 실제 함수 계산 결과와 이전 세대까지의 데이터베이스로 예측한 반응면 예측 결과를 비교하여 (9)와 같은 조정오차(adjusted R² error)를 계산하여 0.95보다 클 경우 데이터베이스에 현재 결과를 추가하고 다음 세대부터는 반응면 예측을 수행하며, 0.95보다 작은 경우 현재 결과를 데이터베이스에 추가하고 다음 세대에 다시 실제 함수 계산을 수행하여 조정오차를 다시 계산하여 현재 반응면 결과를 검증하게 된다. (9)에서 N은 샘플 데이터의 개수이며, k는 반응면의 정확도를 의미하며 본 연구에서는 k=2이다.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_{exact} - y_{predict})^2}{\sum (y_{exact} - y_{mean})^2} \tag{9}$$

$$adjusted\ R^2 = \frac{N-1}{N-k} (1 - R^2)$$

2.3.4 전체 알고리즘의 구성

앞 절에 언급한 방법을 이용하여 데이터베이스 기반의 유전 알고리즘을 구성하였으며, 그 전체 과정은 다음과 같다.

1. 초기 개체를 생성한다.
2. 실제 함수를 이용하여 적합도를 계산하여, 그 결과를 데이터베이스에 저장한다.
3. 데이터베이스의 개수가 반응면을 구하기에 충분한 경우 반응면을 이용한 예측값과 실제값의 차이를 이용하여 오차를 구한다.
4. 오차가 특정 범위 이내의 경우 적합도 계산에 반응면 예측 기법을 사용한다.
5. 이 때, 특정 개체 주위에 이웃하는 데이터베이스가 없는 경우 실제 함수를 계산하고 이 결과를 데이터베이스에 저장한다.
6. 2-5와 같은 과정을 반복하며 유전 알고리즘을 수렴시키고, 일정한 세대마다 반응면 예측치와 실제값을 보정한다.

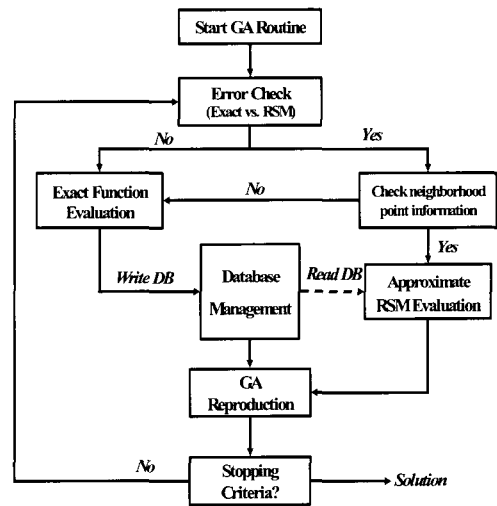


Fig. 3 Flowchart of Database based GA

2.4 성능 시험

본 연구를 통해 구성된 데이터베이스 기반 유전 알고리즘의 효율성을 검증하기 위하여 다음과 같은 함수에 대한 최적화를 수행하였다.

· Case 1 : Sphere function

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^{10} x_i^2 \tag{10}$$

$$-5.12 \leq x_i \leq 5.12 \quad i = 1, \dots, 10$$

· Case 2 : Michalewicz function

$$\min f(x) = - \sum_{i=1}^{10} \sin(x_i) \sin(\frac{i}{\pi} x_i^{2.1}) \quad (11)$$

$$-\pi \leq x_i \leq \pi \quad i = 1, \dots, 10$$

Case 1은 단봉의 2차 함수를 나타내며, Case 2는 다봉의 비선형성이 큰 함수이다. 위 함수를 이용한 효율성 비교를 위하여 유전 알고리즘의 매 세대마다 60번의 함수계산을 수행하였으며, 총 100세대동안 최적화를 진행하였다. 데이터베이스 기반 유전 알고리즘에 대한 시험함수의 효율성은 표1과 같다. 여기서 Exact Function은 실제 함수 계산 횟수를, Database Gen.은 모든 개체에 대한 실제 함수 계산을 수행한 세대수를, Unknown Pts.는 국소 영역 탐색 중 주변 데이터베이스가 없을 경우 실제 함수 계산을 수행한 횟수를, RSM은 반응면을 이용한 함수 예측 횟수를 나타낸다. 우선 유전 알고리즘을 사용할 경우에는 총 6000번(60개체X100세대)의 함수 계산이 필요하지만 본 연구에서 제안한 알고리즘의 경우 Case 1, Case 2 각각 1738번, 1579번의 실제 함수 계산만을 수행하였다. 즉, 반응면 예측을 통해 전체 함수 계산 중 약 70%의 실제 함수 계산 횟수를 줄일 수 있었다.

Table 1 Efficiency of Database-based GA

	GA	Case 1	Case 2
Exact Function	6000	1738	1579
Database Gen.	100	23	17
Unknown Pts.	-	358	559
RSM	-	4262	4421
Efficiency	-	71.03%	73.68%

3. 에어포일 형상 최적화

3.1 에어포일의 형상 표현

에어포일의 형상과 유전 알고리즘과의 결합을 위해 (12)와 같은 형상함수를 도입하였다.

$$y = y_0 + \sum_{i=1}^n x_i f_i \quad (12)$$

y_0 는 최적화 이전의 초기 에어포일 형상을 나타내며 본 연구에서는 RAE2822가 사용되었으며 f_i 는 형상함수로서 Hicks-Henne 함수를 사용하였다⁽⁸⁾. 또 x_i 는 유전 알고리즘에서 사용하는 설계 변수로서 본 연구에서는 에어포일의 위, 아랫면에 각각 5개씩의 설계 변수를 사용하였다. 설계의 각 과정에서 계산 격자체를 변형하기 위하여 스프링 상사성을 이용한 격자 변형 기법을 사용하였다.

3.2 목적 함수

본 연구에서는 양력을 유지하면서 항력을 최소화하는 에어포일 형상을 찾도록 하였다⁽⁹⁾. 일반적으로 유전 알고리즘의 경우 제약 조건을 다루기 힘들기 때문에 목적함수와 제약조건을 하나로 합친 벌점 함수 형태의 목적함수를 사용하여야 한다. 본 연구에서는 아래와 같은 목적함수를 사용하였다.

$$I = 10C_D^2 + \max(C_{L0} - C_L, 0)^2 \quad (3)$$

여기서 C_D 와 C_{L0} 는 각각 항력 계수와 초기 에어포일의 양력 계수이고, 항력 계수 앞에 존재하는 상수는 양력 계수와 항력 계수의 크기를 조절하여 빠른 수렴을 위하여 도입하였다.

3.3 유동 해석 조건

유동 지배방정식으로 비점성 Euler 방정식을 이용하였으며, 이를 해석하기 위해 공간 차분은 격자 중심의 유한체적법을 사용하였으며, 정상(steady) 상태의 해를 빠르게 구하기 위해 대각화 ADI(diagonalized ADI) 기법을 사용하였다. 그리고 유동 방정식의 수렴성을 증가시키기 위해 다중 격자 기법, 국소 시간 전진 기법 등을 사용하였다. 에어포일의 유동 해석을 위한 조건으로는 천음속 영역인 마하수 0.73과 받음각 2.78도를 사용하였다.

3.4 설계 결과

데이터베이스 기반 유전 알고리즘을 사용하여 최

적화를 수행한 결과는 표2와 같다. 일반 유전 알고리즘의 경우 총 6000번의 함수계산이 수행되지만 본 알고리즘을 이용할 경우 약 65%의 함수계산이 줄어 총 2065번의 함수계산으로 최적화를 수행할 수 있었다. 즉, 기존 계산의 3분의 1 정도의 계산만으로 최적화를 수행할 수 있었다. 계산 시간으로는 유전 알고리즘의 경우 29326초가 걸렸지만, 본 알고리즘은 10940초가 걸렸다. 유동 계산 회수에 따른 효율성은 65.6%이며, 계산 시간에 따른 효율성은 62.7%이다. 이 때, 두 효율성 차이에는 약 3%의 차이가 발생하며, 이는 반응면을 계산하는데 소요한 시간으로 볼 수 있다. 또, 최적화 결과를 비교하면 표3.4와 같다. 양력은 초기 에어포일에 비해 약 0.26% 감소에 그친 반면, 항력은 약 41% 감소한 것을 볼 수 있다. 기존의 유전 알고리즘 결과와 비교하면 양력은 거의 동일하지만 항력의 경우 약 1.5%정도 더 감소한 것을 볼 수 있다. 이는 반응면을 사용할 경우 발생하는 반응면 오차에 기인한 것으로서 볼 수 있으나 전체 결과를 비교해 볼 때 그 오차는 매우 작은 것을 볼 수 있다. 즉 본 연구를 통해 얻어진 데이터베이스 기반 유전 알고리즘은 기존 유전 알고리즘의 단점인 계산 시간문제를 크게 해결하였으며, 반응면만을 이용한 최적화의 경우 비선형성의 큰 문제에 대한 적용이 어려운 문제점을 크게 개선한 것으로 볼 수 있다.

Fig.4는 설계 전후의 에어포일 형상을 나타낸 것으로 점선으로 표시한 것이 초기 형상인 RAE2822를 나타내며, 실선은 본 연구에서 제안한 데이터베이스 기반 유전 알고리즘을 이용한 최적 형상을, 심볼을 포함한 실선은 일반 유전 알고리즘을 이용한 최적 형상을 나타낸다. 항력 및 양력 특성에 크게 민감하지 않는 에어포일 아랫면의 경우 DB-GA의 형상은 GA의 결과와 비교하여 두께가 약간 작으며, 최대 두께의 위치가 약간 앞으로 전진한 것을 볼 수 있다. 하지만 충격파 때문에 항력에 매우 민감한 에어포일 윗면의 경우 DB-GA와 GA가 거의 일치하는 형상을 얻을 수 있었다. 즉, DB-GA를 통해 얻어진 결과가 GA를 통해 얻은 결과에 매우 근접한 곳에서 수렴한 것을 알 수 있다. Fig.5는 에어포일에서의 압력 계수 분포를 나타낸 것이다. 초기 RAE2822의 윗면에 발생한 큰 충격파가 최적화 이

후 거의 사라진 것을 볼 수 있다. Fig.6은 에어포일 주위의 압력 분포를 나타내는 그림으로서 DB-GA와 GA를 통해 얻어진 에어포일 주위의 유동이 거의 같은 것을 볼 수 있다. 지금까지의 결과를 종합하면 본 연구에서 제안한 데이터베이스 기반 유전 알고리즘은 계산 시간에 있어서 기존 유전 알고리즘에 비하여 큰 폭으로 감소시키면서, 최적화 정도에 있어서는 기존 유전 알고리즘과 거의 일치하는 결과를 얻을 수 있었다.

Table 2 Computational Efficiency

	GA	DB-GA
Exact Flow Solver	6000	2065
Database Gen.	100	16
Unknown Pts.	-	1105
RSM	-	3935
Computing Time	29326.8 sec	10940 sec
Efficiency(F.E.)	-	65.6%
Efficiency(Time)	-	62.7%

Table 3 Optimization Results (GA)

	RAE2822	Optimized	Rate(%)
Drag($X10^{-2}$)	1.884	1.079	-42.7
Lift	0.8963	0.8942	-0.26

Table 4 Optimization Results (DB-GA)

	RAE2822	Optimized	Rate(%)
Drag($X10^{-2}$)	1.884	1.108	-41.2
Lift	0.8963	0.8940	-0.26

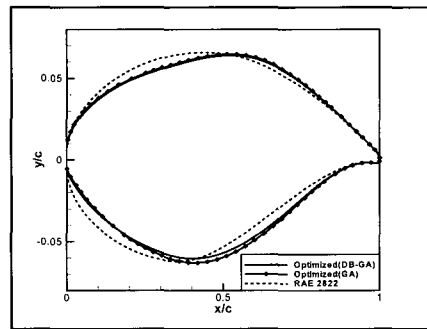


Fig. 4 Comparison of airfoils

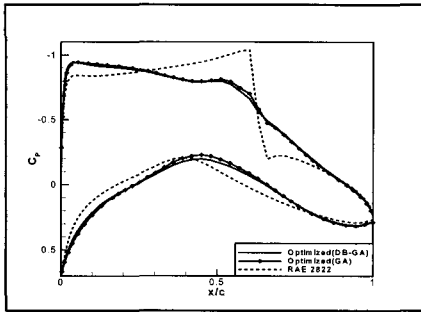
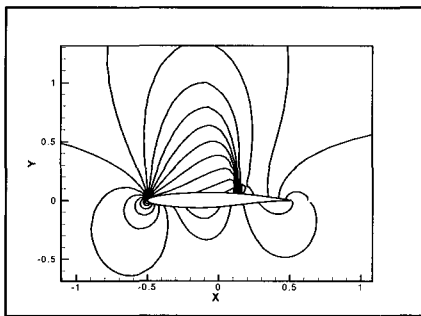
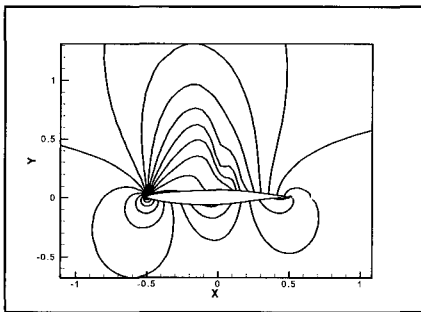


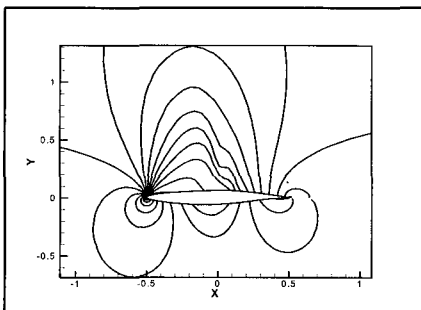
Fig. 5 Surface pressure coefficient distributions



(a) RAE 2822



(b) Optimized airfoil(GA)



(c) Optimized airfoil(DB-GA)

Fig. 6 Pressure contours

4. 결 론

기존의 유전 알고리즘은 다양한 문제 적용 가능성으로 인하여 각광을 받았지만, 많은 필요 계산 시간으로 인한 그 응용 범위가 매우 제한되었다. 특히, 비점성 2차원 에어포일 형상 최적화는 많은 계산 시간이 필요하기 때문에 일반적인 유전 알고리즘을 적용하기 어려운 단점이 있다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 실제 함수 계산과 반응표면기법을 이용한 근사 함수 계산을 반복해서 수행함으로써 전체 계산 시간을 감소시킬 수 있는 데이터베이스 기반 유전 알고리즘을 구현하였다. 데이터베이스 기반 유전 알고리즘을 이용하여 최적화를 수행한 결과 기존 유전 알고리즘과 거의 동일한 정도의 최적 정확도를 얻으면서 약 60% 이상의 계산 시간 감소를 얻을 수 있었다. 즉, 데이터베이스 기반 유전 알고리즘은 최적화 정확도 및 계산 시간의 두 가지를 모두 만족하는 우수한 설계 기법으로 생각된다. 향후, 최근 많이 사용하고 있는 병렬 처리 기법을 본 연구에 도입하여 비점성 2차원 형상 최적화보다 큰 3차원 점성 유동에 대한 형상 최적화를 수행할 예정이다.

후 기

본 연구는 산업자원부 과제“선박의 유체성능 고도화 기반 기술개발”(PN00930)의 일부로 수행되었음을 밝힙니다.

참고문헌

- [1] 김수환, 유전 알고리즘을 이용한 3차원 날개 형상 최적화에 대한 연구, 석사학위논문, KAIST, 2001.
- [2] 정형환, 鄭亨煥, 허동렬, 오경근, 주석민, 안병철, “유전알고리즘을 이용한 컨테이너 크레인 시스템의 위치제어 및 흔들림 억제를 위한 퍼지 제어기 설계”, 한국마린엔지니어링학회지, 제24권, 제6호, pp. 53-60, 2000.
- [3] 진강규, 하주식, “최적화기법으로서의 유전알

고리즘과 그 응용”, 한국마린엔지니어링학회지, 제21권, 제2호, pp. 108-116, 1997.

- [4] 김수환, 권장혁, “유전 알고리즘을 이용한 공력형상 최적화 연구”, 전산유체공학회지, 제6권, 제3호, pp.10-18, 2001.
- [5] 권장혁, 김병수, 김윤식, 박수형, 김대회, 김수환, 외 6인, “그리드를 이용한 형상 최적 설계 기술 개발”, KISTI 국가 그리드 시범 사업 보고서, 2003
- [6] 가재도, 메타모델을 이용한 2차원 날개 형상 최적설계에 관한 연구, KAIST 석사학위논문, 2004.
- [7] 왕세명, 김좌일, “민감도와 MLSM을 이용한 효율적인 반응표면 모델 생성”, 대한기계학회, 호남지부 학술대회논문집, pp. 29-34, 2003.
- [8] R. Hicks and P. Henne, “Wing Design By Numerical Optimization”, Journal of Aircraft, Vol. 15, No. 7, pp. 407-412, 1978.
- [9] 김정환, 김범석, 김윤해, 남청도, 이영호, “풍력 발전용 공기터빈의 최적설계에 관한 기초 연구”, 한국마린엔지니어링학회지, 제25권, 제5호, pp. 1091-1097, 2001.

저 자 소 개



김수환 (金洙環)

1977년생, 1999년 한국과학기술원 항공우주공학과 졸업, 2006년 한국과학기술원 기계공학과 항공우주공학전공 졸업(공학박사), 2007년 현재 현대자동차 남양연구소 선임연구원



권장혁 (勸章赫)

1949년생, 1971년 서울대학교 항공우주공학과 졸업, 1977년 Mississippi 주립대학 항공과 졸업(공학석사), 1986년 Cornell 주립대학 항공과 졸업(공학박사), 2007년 현재 한국과학기술원 기계공학과 항공우주공학전공 교수



김진 (金眞)

1965년생, 1988년 서울대학교 조선공학과 졸업, 1990년 서울대학교 조선공학과 졸업(공학석사), 1995년 국방과학연구소 연구원, 1996년 삼성중공업 중앙연구소 선임연구원, 2002년 Iowa 대학교 기계공학 졸업(공학박사), 2007년 현재 한국해양연구원 선임연구원