

< 논문 >

## 다목적 유전알고리즘을 이용한 익형의 전역최적설계

이주희\* · 이상환\*\* · 박경우†

(2005년 6월 18일 접수, 2005년 9월 20일 심사완료)

### Global Shape Optimization of Airfoil Using Multi-objective Genetic Algorithm

Juhee Lee, Sanghwan Lee and Kyoungwoo Park

**Key Words :** Multi-objective(다목적), Bezier Curve(Bezier 곡선), Optimization(최적화), Genetic Algorithm(유전알고리즘), Airfoil(날개형상), Pareto Sets(파레토 집합)

#### Abstract

The shape optimization of an airfoil has been performed for an incompressible viscous flow. In this study, Pareto frontier sets, which are global and non-dominated solutions, can be obtained without various weighting factors by using the multi-objective genetic algorithm. An NACA0012 airfoil is considered as a baseline model, and the profile of the airfoil is parameterized and rebuilt with four Bezier curves. Two curves, from leading to maximum thickness, are composed of five control points and the rest, from maximum thickness to trailing edge, are composed of four control points. There are eighteen design variables and two objective functions such as the lift and drag coefficients. A generation is made up of forty-five individuals. After fifteen evolutions, the Pareto individuals of twenty can be achieved. One Pareto, which is the best of the reduction of the drag force, improves its drag to 13% and lift-drag ratio to 2%. Another Pareto, however, which is focused on increasing the lift force, can improve its lift force to 61%, while sustaining its drag force, compared to those of the baseline model.

#### 기호설명

$B_{ij}$	: Bezier 곡선의 블렌딩 함수
$C_l$	: 양력계수
$C_d$	: 항력계수
$C_p$	: 마찰계수
$d_i, d_j$	: 적소 거리
$f_e^{off-line}$	: 오프라인(offline) 성능
$f_e^{on-line}$	: 온라인(online) 성능
$Fit$	: 적합도
$F(X)$	: 목적함수
$\bar{P}_i$	: Bezier 곡선의 제어점
$Spf$	: 선택압

$u_i$	: 속도 성분
$v$	: 디자인 변수
$X$	: 설계변수 벡터

#### 1. 서론

익형설계는 보통 역설계(inverse design)법과 직접설계(direct design)법을 이용하여 이루어진다.<sup>(1)</sup> 역설계법은 공력 특성을 결정하는 익형의 압력분포를 설계자의 오랜 경험에 바탕하여 선정하고, 이러한 압력분포를 갖는 익형을 결정하는 방법으로, 단지 압력분포 차만을 최소화하게 됨으로 계산 비용이 적지만 설계점의 최적화된 압력 분포를 설계자의 경험에 전적으로 의존해야 하며, 물리적으로 타당하지 않은 목적 압력 분포일 경우 원하는 익형의 형상을 얻기 어렵다는 단점이 있다. 그러나 미리 정해진 압력분포 대신 익형이 가져야 하는 공력 특성 값이 형상제약이나 성능제약을 만족하면서 최대 혹은 최소가 되도록 하는 직접설계법은, 목적 함수의 설정이 자유롭고 기존의 해석 코드들

\* 한양대학교 대학원 기계공학과

\*\* 회원, 한양대학교 기계공학부

† 책임저자, 회원, 호서대학교 기계공학과

Email : kpark@office.hoseo.ac.kr

Tel : (041) 540-5804, FAX : (041) 540-5808

수정 없이 사용할 수 있지만 상대적으로 계산시간이 많이 소요되는 단점을 가지고 있다. 이러한 계산 시간을 최소화 하기 위한 노력으로 회기모델이나 반응면 기법(response surface model, RSM)<sup>(2)</sup>을 이용하여 계산 비용을 줄이려는 연구가 많이 진행되었다. 그러나 회기모델이나 반응면 기법은 근본적으로 근사 모델로서 신뢰성문제를 내포하고 있으며 차수결정에 어려움이 있다. 그러나 하드웨어의 급속한 발달로 근사기법을 사용하지 않은 직접설계법에 의한 최적화도 많이 이루어지고 있다.

최적화 기법 중 유전알고리즘(Genetic Algorithm : GA)은 주어진 한 점에서의 미분값을 이용하는 구배(gradient)-기반 최적화 알고리즘에 비해 다양한 문제에 응용이 가능하며, 전역 탐색, 미분정보의 불필요 등과 같은 장점을 가지고 있다. 최근의 몇몇 연구는 GA의 특성을 이용하여 최적설계를 수행하였다.<sup>(1, 3-5)</sup> 특히, Kim 등<sup>(1)</sup>은 NACA0012을 기본으로 한 익형에 3개의 지수함수를 갖는 형상함수를 가중하여 새로운 형태의 날개형상을 정의하고, 3개의 설계인자에 대한 4수준의 완전계승으로 선정된 모델에 대해 계산을 수행하고 신경망을 학습시킨 반응면상에서 GA를 이용해 최적화를 수행하였다. 또한 Pediroda 등<sup>(4)</sup>은 경주용 요트의 핀용골(fin keel)을 설계하기 위해 익형을 4차와 3차 2개의 Bezier 곡선으로 나누어 Bezier 곡선의 제어점을 최적설계 변수로 사용하였다. 그리고 3개의 설치각(incidence)에 대한 목적함수값을 모두 동시에 최적화하는 다목적 최적화를 수행하였다. 이렇듯 기존의 익형 최적화는 주로 미분 혹은 민감 해석에 의한 국소 최적해와 목적함수값을 가중한 단일해에 관한 연구가 대부분이었다.

이 연구에서는 2차원 단면 형상을 갖는 익형에서, 양력을 최대로 하며, 항력을 최소화하는 형상을 수치적으로 얻고자 한다. 익형을 표현하기 위해 상하부 각각 4차와 3차의 Bezier 곡선을 이용했다. 서로 상반되는 두 목적함수로 인해 최적해는 유일하게 정의되지 않으며, 지배되지 않는 전역 최적해, 즉 파레토 집합(Pareto set)이 된다. 이러한 파레토 집합을 얻기 위하여 다목적 전역 유전알고리즘(genetic algorithm for global multi-objective)을 이용하여, 이를 전산유체역학(CFD)와 통합하였다.

## 2. 최적설계

### 2.1 유전알고리즘

유전 알고리즘은 적자생존(survival of the fittest)과 생물학적 진화를 수치적으로 모사한 전역최적화(global optimization) 기법이다.<sup>(6,7)</sup> GA의 개체

(individual)는 생물의 유전자처럼 설계변수만큼의 설계 변수들로 구성되어 있는 유전자들로 이루어진 염색체를 가지고 있다. 한 세대는 일정한 수의 개체로 이루어지며 각 개체는 염색체를 역 변환한 설계변수에 따라 목적함수를 계산하고, 그 개체가 속한 세대 내에서 적합함수를 이용해 상대적인 적합도(fitness)를 구하게 된다. 세대 내에서 상대적으로 높은 적합도를 가진 개체는 높은 확률로 자신과 비슷한 유전자를 가진 자손을 낳을 수 있는 더 많은 기회를 가지게 된다. 만약 여러 세대에 걸쳐 높은 적합도를 가진 유전자가 있다면 세대 내에서 그와 비슷한 유전자 혹은 개체가 차지하는 비율이 점점 높아지게 된다. 진화가 거듭됨에 따라 우수한 개체가 많아지고 이전의 세대에 비해 평균적으로 적합도가 높아지게 된다. 일반적으로, 설계변수 주변의 도함수를 이용하는 최적화 기법과 다르게 GA는 전체 설계공간에 걸쳐 분포하는 여러 개의 개체를 이용함으로써 전역 최적화를 보장 받게 된다. 따라서 유전 알고리즘은 설계공간이 아주 복잡하거나, 다목적 함수 문제, 수치적 노이즈(noise)가 있는 경우, 또는 강건설계(robust design)에 적용이 용이한 최적설계 기술이다.

#### 2.1.1 연산자(Operators)

현재의 세대 내에서 가능성 있는 우수한 개체를 검색하여 선택하고, 이들의 유전자를 서로 교배와 유전자의 일부를 돌연변이 시킴으로 새로운 세대가 생성된다. 새로운 세대는 일관성 있게 이전 세대에 비해 개선된 해를 가지게 된다. 반복적인 연산자의 적용은 이러한 해들을 진화시켜 나가게 되며 최종적으로 전 해석 영역에 걸친 가장 우수한 해들의 집합을 얻게 된다.

선택(selection) : 선택은 유전 알고리즘의 가장 중요한 연산자이다. 이 연구에서는 다목적최적화 문제에 적합한 토너먼트방식을 사용하였으며, 선택의 레벨만큼 토너먼트 방식의 경쟁을 통해 개체가 최종적으로 선택되게 함으로 선택압력(selection pressure)을 조정할 수 있도록 하였다. 선택압이 높으면 빠른 속도로 수렴할 수 있으나 해가 충분한 영역을 탐색하지 못해 국소해로 수렴할 수 있다. 반대로 너무 낮은 선택압력을 사용하게 되면 수렴에 많은 시간이 소요되게 된다.

교배(cross over) : 교배는 선택된 부모 세대들의 유전자를 서로 교환함으로써 부모와 유사하지만 다른 특성들을 가진 새로운 개체를 생산한다. 일반적으로 교배의 확률은 0.6~0.9 정도로 높게 설정하며 유전자를 서로 교환하는 자름선을 몇 개로 하느냐에 따라 일 점 혹은 다점 교배가 가능하다.

자름선의 수는 유전자내에 존재하는 패턴인 스키마(schema)의 생존과 밀접한 관계를 가지고 있다. 초기의 길이가 짧은 스키마에서 점점 진화를 거듭함에 따라 길이가 길고 적응도가 높은 스키마로 변하게 된다. 이러한 현상을 빌딩블록가설(building block hypothesis)<sup>(8)</sup>이라고 한다. 그리고 스키마의 길이가 길수록 홀수 보다는 짝수의 자름선을 사용한 교배가 스키마의 생존이라는 측면에서 유리하다.<sup>(9)</sup> 따라서 이 연구에서는 2 점 교배를 사용하고, 옵션으로 1 점 교배도 가능토록 하였다.

**돌연변이(Mutation)** : 돌연변이는 세대내의 모든 유전자에 대해서 같은 율로 돌연변이를 적용하는 균등 돌연변이를 이용했다. 유전자의 표현형을 2 진수를 사용했기 때문에 비트단위의 XOR 연산자를 사용했다. 완전히 새로운 공간에 대한 탐색(exploration)과 이미 탐색한 공간 주변의 더 나은 개체를 찾는 채굴(exploitation)의 적절한 균형을 유지하기 위해 돌연변이율은 0.5%이하로 한다.

**적소(niche)** : 디자인 공간상의 가까운 거리에 존재하는 개체들은 서로 비슷한 성향을 가지고 있기 때문에 좀 더 다양하고 넓은 영역을 탐색하기 위해서는 적소반경 내에 필요이상의 많은 개체가 존재하지 않도록 해야 한다. 적소거리는 설계 공간상의 거리 대신 다음과 같이 정의되는 염색체의 이진거리를 사용하였다.

$$\frac{r_{ij}}{R} = \sum_{k=1}^L \left[ \frac{|d_i - d_j|}{R} \right]_k = \sum_{k=1}^L \left[ \frac{m \cdot \Delta x}{n \cdot \Delta x} \right]_k = \sum_{k=1}^L \left[ \frac{m}{n} \right]_k \quad (1)$$

여기서  $|d_i - d_j|_k$ 는 변수  $k$ 에 있어서의 개체  $i$ 에  $j$ 까지의 거리이며,  $m$ 은  $i$ 에서  $j$ 까지의 이진 거리를,  $n$ 은 적소반지름의 이진 거리이다.

**적합도(fitness)** : 목적함수 값을 사용하는 대신 적소 등과 같이 목적함수를 저평가하는 경우에 상대적 평가가 가능하도록, 식 (2)과 같이 적합함수에 따른 적합도를 사용하였다.

$$Fit = \left[ (v_{max} - v) + \frac{v_{max} - v_{min}}{Sp_f - 1} \right] \cdot \frac{Sp_f - 1}{v_{max} - v_{min}} \quad (2)$$

식 (2)에서  $v_{max}$ ,  $v_{min}$ 는 각각 현 세대의 목적함수의 최대 및 최소값을 나타내며,  $Sp_f$ 는 선택압을 나타낸다. 각 세대 내에서 가장 우수한 해는  $Sp_f$ 가 되고 가장 열등한 해는 적합도가 1이 된다.

2.2 Bezier 곡선을 이용한 익형

기존의 스플라인(spline)을 이용한 방법 혹은 몇 개의 기본 익형을 중첩하여 사용하는 방법에 비해, Bezier 곡선을 이용하면 제어점의 급격한 변화에도

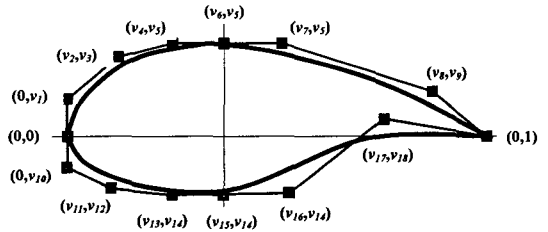


Fig. 1 Airfoil geometry parameterization

곡선의 변화는 완만하여 비 현실적인 형태를 만들어 내지 않는다. Bezier 곡선은 작은 설계변수의 수에 의해 다양한 형상을 표현할 수 있고, 곡선상의 점들은 고차 방정식을 사용하기 때문에 우수한 연속성을 유지할 수 있으며, 제어점의 변화에 따라 다양한 형태의 익형을 만들어 낼 수 있는 장점이 있다. 이 연구에서 이용한 Bezier 곡선의 방정식은 다음과 같다.

$$\bar{P}(t) = \sum_{i=0}^k \bar{P}_i B_{i,k}(t) \quad t \in [0,1] \quad (3)$$

$$B_{i,k}(t) = \frac{k!}{i!(k-i)!} t^i (1-t)^{k-i} \quad (4)$$

여기서  $\bar{P}_i$ 는 Bezier 곡선의 제어점,  $B_{i,k}$ 는 블렌딩(bleeding)함수를 나타낸다. Bezier 곡선은 첫번째 제어점과 마지막 제어점을 제외하고는 제어점을 지나지 않는다. 그러나 Bezier 곡선은 제어점으로 구성되는 컨벡스헐(convex hull)내에 반드시 존재하게 됨으로 익형을 표현하기에 적합하다.

이 연구에서는 Fig. 1에 도시한 바와 같이, 익형을 표현하기 위해 흡입면(suction side)에 2개, 압력면(pressure side)에 2개 등 총 4개의 Bezier 곡선을 사용하였으며, 전연부(leading edge)는 4-차, 후연부(training edge)에 3-차 곡선으로 구성하였다. Bezier 곡선은 시작점이 끝점을 반드시 지나게 됨으로 NACA0012의 가장 두꺼운 두께 부분을 기준으로 2개의 Bezier 곡선을 사용해 익형을 구현할 수 있다. 즉, 전연부와 후연부를 연결하는 두 Bezier 곡선의 C1 연속성을 만족하기 위해 최대 두께의 두 제어점의  $y$  좌표 값( $v_y$ )을 일치시켰다. 한쪽 면마다 8개의 제어점이 존재하며 각 제어점 당 2개의 변수로 구성되며 고정 점인 전연부와 후연부 그리고 최대 두께인 점을 고려해 매개 변수의 개수는 총 18개로 구성된다. 이 18개의 매개변수는 최적화의 설계변수로 사용된다.

2.3 다목적 함수

$n$  개의 목적함수와  $m$  개의 설계변수를 가진 최적화문제는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\text{Find } X = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}^T \quad (5)$$

$$\text{to minimize } F(X) = \{f_1(X), f_2(X), \dots, f_n(X)\} \quad (6)$$

$$\text{subject to } g_j(X) \leq 0 \text{ for } j=1, l \quad (7)$$

$$X_i^L \leq X_i \leq X_i^U \text{ for } i=1, m \quad (8)$$

유전알고리즘의 가장 큰 장점은 세대 단위로 여러 개의 가능성 있는 해를 동시에 진화시켜 나간다는 것이다. 일반적으로 다목적함수의 해는 해가 서로 선형적으로 종속되어 있는 경우를 제외하고 유일하게 결정되지 않기 때문에, 크게 지배되는 (dominated) 해와 지배되지 않는(non-dominated) 해로 나눌 수 있다. 여기서 지배되지 않는 해라는 것은 목적함수들 중 한 개를 증가시키면 다른 한 가지는 반드시 줄어들어야 하는 파레토 프론티어(pareto frontier)를 의미한다. 만약  $\bar{x}$ 가  $\bar{y}$ 에 대해서 지배적이라고 하면 다음과 같이 표현된다.

$$\bar{x} >_p \bar{y} \Leftrightarrow (\forall i F_i(\bar{x}) \geq F_i(\bar{y})) \cap (\exists j F_j(\bar{x}) > F_j(\bar{y})) \quad (9)$$

여기서  $F_i(\cdot), F_j(\cdot)$ 는 목적함수를 각각 나타낸다. 대부분의 최적화기법에서는 이들을 서로 가중하여 한 개의 단일한 해를 만들어 내게 된다. 그러나 목적함수를 가중한 새로운 목적함수 공간은 원래의 다목적 공간과는 다른 설계공간을 가질 수 있다. 이러한 문제는 비록 최적해를 찾았다 할지라도 원래 설계공간의 최적화 다를 수 있다는 것이다. 또 목적함수의 상대적인 크기의 차이가 크거나 변화량이 큰 목적함수가 존재한다면 최적해는 주로 이러한 지배적인 값을 최적화하는 형태로 이루어지게 된다. 이러한 문제를 없애기 위해 정규화(normalization)를 하지만 정규화 된 각 목적함수의 크기와 범위가 모두 같을 수 없기 때문에 여전히 특정 목적함수에 편중된 최적화가 되기 쉽다. 따라서 이 연구에서는 각 목적함수가 적합도에 의해 상대적으로 평가되며, 목적함수의 크기나 변화량에 의해 전혀 영향을 받지 않는 GA를 이용한 다목적 최적화기법을 사용함으로써 이러한 문제를 해결하였다.

2.4 최적화 과정

직접 설계법을 이용해 최적화를 수행하기 위해 모든 CFD 해석과정과 최적화과정을 통합하였다. Fig. 2는 최적설계 절차를 나타낸 것으로 이를 간단히 설명하면 다음과 같다. 최적화기(optimizer)에서 생성된 새로운 세대의 설계변수 값들은 역변환(decoding)을 통해 실제 설계 변수 값으로 변환되

고 이 값들은 이전 세대들 중 같은 해석조건이 있는지 검색하게 된다. 만약 이전에 해석된 적이 없는 새로운 설계 값이라면 해석기로 보내져 유동해석을 수행하게 된다. 해석기(analyzer)는 모든 해석에 필요한 격자 생성, 유동해석, 평가를 위한 목적함수값 생성과 같은 일련의 과정을 수행하게 된다. 최적화를 위한 초기 세대는 이전의 세대가 없기 때문에 난수 발생기에 의해 임의의 생성된다. 이후 세대는 해석기를 통해 얻어진 적합도에 따라 선택된 부모개체의 교배와 돌연변이에 의해 새로운 한 세대가 생성된다. 부모개체는 세대 내에서 선택에 의해 이루어진다. 선택 시 토너먼트 방식으로 개체들 간에 경쟁을 하게 된다. 만약 선택압을 높이면 이러한 경쟁의 회수가 늘어나며 빠르게 수렴할 수 있다. 그러나 이러한 빠른 수렴은 초기 수렴의 문제가 발생할 수 있다. 이 연구에서는 선택압을 2로 하였다. 토너먼트에서 선택된 2개의 개체는 적합도를 비교하기 전에 해의 지배성을 먼저 비교하게 된다. 지배되지 않는 해인가는 한 세대 내에서 전 개체를 대상으로 이루어지며 만약 선택된 2개의 개체 모두 지배되어지지 않는 개체라면 적소를 비교하게 된다. 두 개체 중 적소 반경 내에 다른 개체가 적은 것이 선택되게 된다. 이렇게 과정을 반복함으로써 각 세대의 개체는 파레토 프론티어에 근접하면서 고르게 분포할 수 있도록 하였다.

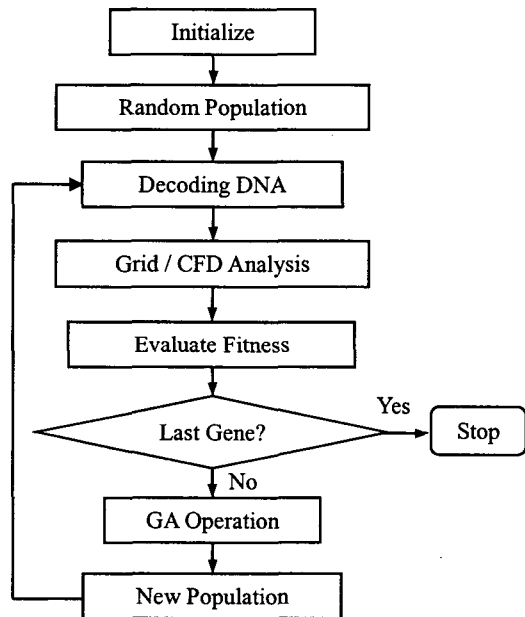


Fig. 2 Numerical methodology of GA optimization

### 3. 유동해석

#### 3.1 지배방정식

열·유체유동을 지배하는 보존방정식을 텐서형태로 나타내면 다음과 같다.<sup>(10)</sup>

$$\text{연속방정식} : \frac{\partial}{\partial t}(\rho) + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho \tilde{u}_j) = s_m \quad (10)$$

운동방정식 :

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho u_i) + \frac{\partial}{\partial x_j}(\rho \tilde{u}_j u_i - \tau_{ij}) = -\frac{\partial p}{\partial x_i} + s_i \quad (11)$$

여기서  $t$  는 시간,  $u_i$  는 각 방향으로의 절대속도 성분을 각각 나타낸다.  $\tilde{u}_j (= u_j - u_{ej})$  는 움직이는 격자에 대한 상대속도이다.  $p = p_s - \rho_0 g_m x_m$  로 피에조 압력을 나타낸다. 여기서,  $p_s$  는 정압,  $\rho_0$  는 기준밀도,  $g_m$  은 중력가속도, 그리고  $x_m$  는  $\rho_0$  가 정의된 기준위치로부터의 거리이다.  $\tau_{ij}$ ,  $s_m$ ,  $s_i$  은 각각 응력 텐서, 질량추가 생성량, 운동량 추가 생성량을 의미하며, 난류점성 유동에 대한 응력텐서는 다음과 같다.

$$\tau_{ij} = 2\mu s_{ij} - \frac{2}{3}\mu \frac{\partial u_k}{\partial x_k} \delta_{ij} - \overline{\rho u_i' u_j'} \quad (12)$$

여기서  $\overline{\rho u_i' u_j'} = -\mu_t \left( \frac{\partial u_i}{\partial x_j} + \frac{\partial u_j}{\partial x_i} \right) + \frac{2}{3} \rho k \delta_{ij}$  (13)

$$\mu_t = \rho C_\mu \frac{k^2}{\varepsilon} \quad (14)$$

이다. 난류유동에 있어서  $u$ ,  $p$  와  $\tau_{ij}$  를 포함한 모든 종속변수들은 시간에 대해 앙상블 평균된 것이다.  $\overline{u_i' u_j'}$  항은 Reynold 응력이며,  $\mu_t$  는 난류점성계수를 나타낸다.  $\mu_t$ ,  $\varepsilon$ ,  $k$  구하기 위해서는 지배 방정식의 닫힘문제를 해결하여야 하는데, 이 연구에서는 표준  $k-\varepsilon$  난류모델을 이용한다. 이때 난류운동에너지( $k$ )와 이의 소산율( $\varepsilon$ ) 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t}(\rho k) + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ \rho \tilde{u}_j k - \left( \mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k} \right) \frac{\partial k}{\partial x_j} \right] \\ = \mu_t (P + P_B) - \rho \varepsilon - \frac{2}{3} \left( \mu_t \frac{\partial u_i}{\partial x_i} + \rho k \right) \frac{\partial u_i}{\partial x_i} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t}(\rho \varepsilon) + \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ \rho \tilde{u}_j \varepsilon - \left( \mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\varepsilon} \right) \frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j} \right] \\ = C_{\varepsilon 1} \frac{\varepsilon}{k} \left[ \mu_t P - \frac{2}{3} \left( \mu_t \frac{\partial u_i}{\partial x_i} + \rho k \right) \frac{\partial u_i}{\partial x_i} \right] \\ + C_{\varepsilon 3} \frac{\varepsilon}{k} \mu_t P_B - C_{\varepsilon 2} \rho \frac{\varepsilon^2}{k} + C_{\varepsilon 4} \rho \varepsilon \frac{\partial u_i}{\partial x_i} \end{aligned} \quad (16)$$

식 (15)의 첫번째 항은 응력과 부력에 의한 난류 생성항이며, 둘째 항은 점성소산, 세 번째 항은 압축성에 기인한 항이다. 이 연구에서 사용한 표준  $k-\varepsilon$  표준모델에서의 상수항 및 함수는 참고문헌 (10)에 잘 나타나 있다. 유동해석은 상용소프트웨어인 STAR-CD<sup>(10)</sup>를 사용하였으며, 2차원 점성, 비압축성, 정상 유동으로 가정하였다.

#### 3.2 해석결과의 타당성 검증

해석 모델에 대한 정확성을 검증하기 위해 NACA0012 익형에 적용하였다. 계산에 사용한 격자의 수는 11,360 개며 효율적인 계산을 위해 익형 주위에 격자를 조밀하게 밀집 시켰다. 입구와 출구와 벽면 등의 영향을 최소화 하기 위해 계산영역을 현(chord)의 길이에 대해 4 배 확장하였다. 이때, 입구유속에 대한  $Re = 3.3 \times 10^5$  이다. 먼저 Fig. 3 은 받음각에 따른 양력계수를 Eastman 의 실험결과<sup>(11)</sup>와 비교한 것이다. 그림에서 보듯이 받음각이 10 도 이하에서는 매우 잘 일치 함을 알 수 있다. 즉, 박리가 비교적 적게 발달한 8 도의 받음각에서 약 6%의 오차를 보이고 있다. 그러나 박리가 완전히 발달한 12 도 이상에서는 많은 차이를 보이고 있다. 이러한 영역은 난류모델, 수치기법, 격자 등에 많은 영향을 받는다. 따라서 최적화는 박리 현상이 비교적 적게 나타나는 2 도에서 수행하였다. Eastman 의 실험결과는 주로 양력계수에 대해 고찰하였으며 압력분포에 대해서는 언급되지 않았다. Fig. 4 의 익형위의 압력분포는 Abbott 등<sup>(12)</sup>에 의해 수행된 실험과 비교하였으며, 박리가 발생하지 않는 유동으로 날개의 전역영역에 걸쳐 실험결과와 매우 잘 일치하고 있음을 알 수 있다.

### 4. 결과 및 고찰

이 연구에서는 NACA0012 익형을 기본으로 하는 2 차원 익형에서 최대 양력을 가지면서 최소

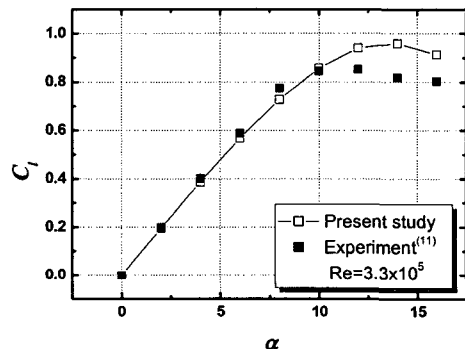


Fig. 3 Lift coefficient as a function of angle of attack ( $\alpha$ )

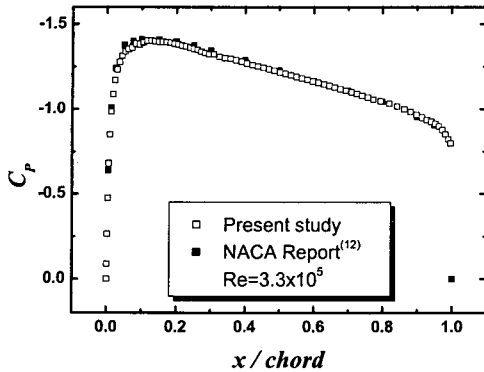


Fig. 4 Distributions of pressure coefficients according to the  $x/chord$  for  $\alpha = 0$

항력을 갖는 형상을 수치적으로 구하고자 하며, 이를 위해 CFD 와 전역 최적화 기법인 GA 를 통합하였다. GA 를 이용하여 최적화를 수행하기 위해서는 GA 에 의해 생성된 설계변수에 따라 해석기에서 필요한 모든 일련의 작업(격자, 해석, 평가를 위한 결과 값의 생성)이 이루어져야 한다.

이 연구의 익형 최적화 문제에 대한 목적함수, 설계 변수는 같다.

$$Find \quad \mathbf{X} = \{v_1, \dots, v_n\}^T \quad (17)$$

$$to \text{ maximize} \quad F_1(\mathbf{X}) = C_l \quad (18a)$$

$$to \text{ minimize} \quad F_2(\mathbf{X}) = C_d \quad (18b)$$

또한 설계변수에 대한 상/하한값을 Table 1 에 나타내었으며, 이들이 서로 중첩되지 않으면서 최대한 넓은 범위를 가지도록 선택하였다. 날개의 아래면을 나타내는 변수  $v_{10} \sim v_{18}$  는 날개 상부와 같은 범위를 사용하였다. GA 는 전통적인 2 진수를 유전자로 사용하였으며, 이를 위해 모든 변수에 대해 64bit 의 해상도를 가지도록 하였다. GA 에 사용된 최적화 인자들은 Table 2 에 나타내었다. 각 세대별로 개체수는 45 개로 하였으며, 총 진화 회수는 15 회이다. 세대형 유전알고리즘을 사용하기 때문에 각 세대는 같은 개체수를 유지하게 된다. 그러므로 분석기에 의한 연산은 총 675 번을 수행하였다. 펜티엄 4 3.0GHz 의 컴퓨터에서 1 회 연산에 소요되는 시간은 약 2.5 분으로 총 연산시간은 약 28 시간이다. 자손 세대를 구성하기 위해 임의 선택된 개체의 다목적 적합도, 파레토, 적소를 고려하였다. 만약 두 개체가 모두 지배적이지 않다면 적소를 평가하게 된다. 적소 평가에서 더 높은 적합도를 얻은 것이 선택된다. 그 외의 경우라면 임의의 개

Table 1 Upper and lower limits of design variables

$X_i$	$X_i^L$	$X_i^U$	$X_i$	$X_i^L$	$X_i^U$
$v_1$	0.025	0.045	$v_6$	0.27	0.33
$v_2$	0.04	0.06	$v_7$	0.50	0.60
$v_3$	0.05	0.13	$v_8$	0.01	0.03
$v_4$	0.15	0.25	$v_9$	0.7	0.9
$v_5$	0.055	0.065			

Table 2 Parameters for genetic algorithm

	Value
Population	45
Generation	15
Cross over rate	0.8
Mutation rate	0.5%
Tournament level	2
Niche	3
Elitism	0

체가 선택된다. 같은 과정을 선택 레벨만큼 반복하게 된다. 2 개의 개체가 선택되면 임의의 난수를 발생해서 이들의 교배여부를 결정하게 된다. 만약 교배율보다 높은 값이 나오면 이들 개체는 교배를 하지 않고 다음 세대로 넘겨진다. 만약 교배율보다 낮은 값이 나오면 교배를 수행하게 된다. 2 점 교배를 사용하기 때문에 부모 개체의 임의의 2 곳을 선정한 후 유전자를 서로 교환하게 된다. 교배가 끝이 나면 이전 세대와 같은 수의 개체가 생성되고 이들 중 일부 유전자를 돌연변이 시키게 된다. 한 세대내의 모든 개체의 모든 유전자에 대하여 유전자 돌연변이 난수를 발생한 후 돌연변이율보다 낮은 수가 나오면 그 유전인자에 대하여 배타적 합(XOR)연산을 수행하였다. 새롭게 평가를 수행한 개체의 설계변수값과 목적함수값을 모두 저장하여, 이후 세대에서 같은 변수값을 가진 개체는 해석기에 의해 연산하지 않고 저장된 값을 사용함으로써 연산시간을 최소화하였다. 또한 초기 세대는 난수 발생기를 이용해 임의로 생성했으며, 이후 세대는 GA 의 연산자를 이용해 우수한 개체를 선별하여 다음 세대로 일정한 확률을 가지고 진화하도록 하였다. GA 종료는 세대수로 설정하였다.

GA 의 수렴성은 Dejong<sup>(13)</sup>이 제시한 다음과 같은 Online/Offline 성능으로 판단한다.

$$f_e^{on-line}(s) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T f_e(i) \quad (19)$$

$$f_e^{off-line}(s) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_e^*(t) \quad (20)$$

여기서  $f_e$ 는  $t$  번째 시도에서 환경  $e$ 에 대한 목적 함수 값으로 온라인 성능은 모든 목적 함수에 대한 평균값이다. 또  $f_e^*$ 는  $t$  세대까지 있어서의  $e$  환경에 가장 적합한 개체를 나타낸다. 즉 오프라인 성능은 각 세대별 최우수 개체와 그 이전 세대까지의 각 세대별 최우수 값들의 평균이다. 온라인 성능은 해의 수렴성을 판별하는데 많이 사용하며 오프라인 성능은 GA의 성능을 판단하는데 많이 사용한다. 온라인 성능은 해의 수렴성을 판별하는데 많이 사용하며 오프라인 성능은 GA의 성능을 판단하는데 많이 사용한다. 그러나 이 두 성능은 주로 단일 목적함수의 성능판단에 사용되며 다목적 최적화의 경우 목적 함수들이 파레토 프론티어 상에 분포하게 됨으로 온라인, 오프라인 성능을 명확히 표현하지 못 할뿐 아니라 필요이상으로 많은 세대수를 필요로 한다. Fig. 5는 두 목적 함수 중 항력계수에 대한 수렴이력을 나타낸 그림으로, 세대가 진화함에 따라 파레토 프론티어에 수렴되고 있음을 알 수 있다.

Fig. 6은 이 연구의 목적함수들인 양력( $C_l$ )과 항력계수( $C_d$ )간의 상관관계를 도시한 그림이다. 여기서 전면에 배치된 사각형(■)들이 파레토 집합(Pareto sets)을 나타내며, 원형 점(o)들은 모든 세대를 걸쳐 지배되는(dominated) 해들을 의미한다. 특히, 그림의 중앙 부근의 삼각형(▲) 표시는 NACA0012의 기준 모델에 대한 양력 및 항력계수를 나타낸 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 대부분의 값들은 기준 모델에 비해  $C_d$ 는 낮으면서 높은  $C_l$ 을 얻었음을 알 수 있다. 진화 과정으로부터 얻은 파레토는 총 20개로 왼쪽 하부의 Pareto 01, 02는 항력 우선의 개체를 나타내며, 반대로 Pareto 06, 07은 상대적으로 양력이 우수한 최적해를 의미한다. 그 사이의 모든 Pareto 집단은 설계자의 의도에 따라 선택할 수 있다. 만약 항공기의 운항비용을 줄이기 위해 운항에 필요한 항력 조건이 주어져 있다면, 이 조건을 만족하는 Pareto 집합 중 양력을 최대로 하는 설계값을 선택하여 사용할 수 있다. 파레토 집합 중 대표적인 몇 가지에 대한 양력과 항력 그리고 양항비( $C_l/C_d$ , lift/drag ratio)를 Table 3에 나타내었다. 이때 기준모델에 대한 양력 및 항력 계수 그리고 양항비는 각각 0.195, 0.0076, 25.6이다. Table3에서 보는 것과 같이 기준모델에 비해 모든 최적해에 대한 양항비가 향상되었다. 또한 Table 3으로부터 양력의 향상은 필

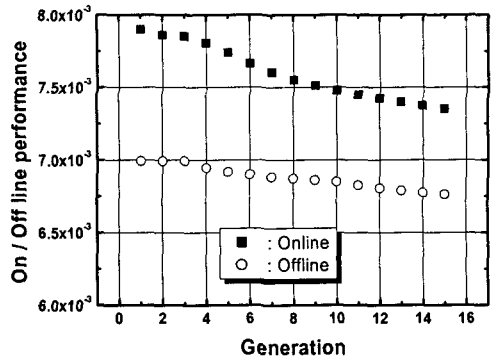


Fig. 5 Convergence history of online and offline performances for  $C_d$

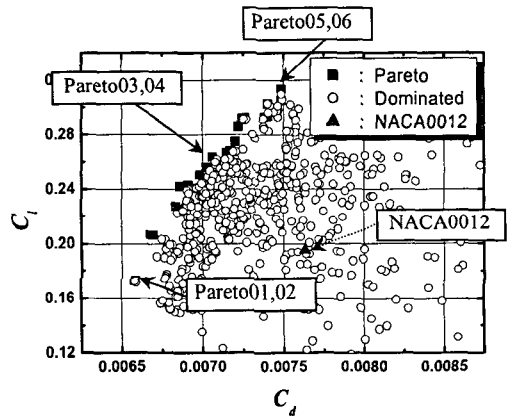
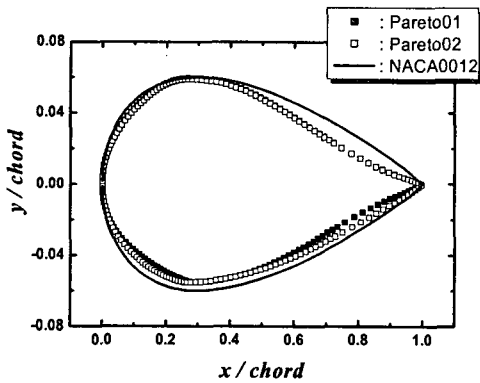


Fig. 6 Pareto frontier and dominated solutions

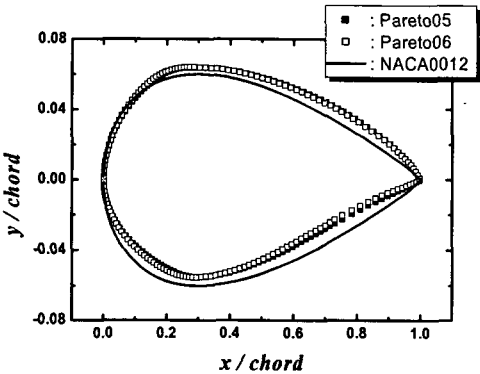
연적으로 항력의 증가를 초래하는 등, 두 성능함수가 서로 상충되는 특징을 가지고 있음을 알 수 있다. 즉, 파레토 집합에서 보듯이 Pareto 1에서 Pareto 6으로 갈수록 양력은 증가하고 동시에 항력 역시 증가하고 있다. 특히, 항력감소를 설계의 최우선으로 삼은 Pareto1을 보면 기준모델에 비해 항력은 13.7% 감소하였으나, 동시에 양력 역시 11.5% 감소한 최적설계 해를 보여주고 있다. 그러나 반대로 양력 증가를 목적으로 한 최적해인 Pareto 6를 보면, 형상변화를 통해 양력은 약 60.9% 증가하였으며, 최소화할 항력계수 역시 1.8% 감소하여 양항비가 기준모델인 NACA0012에 비해 63.7% 증가한 결과를 보여주고 있다. Fig. 7~8는 이 연구에서 얻은 대표적인 파레토 집합에 대한 익형 형상과 이에 따른 압력 분포를 기준모델인 NACA0012와 비교하여 나타낸 그림이다. 먼저, Pareto 1과 2에 대한 익형 형상을 나타낸 Fig. 7(a)를 보면, 중심선에 대해 아래위의 날개 모양이 거의 대칭형을 이룸을 알 수 있다. 일반적으로 대

Table 3 Comparing  $C_l$ ,  $C_d$  and  $C_l/C_d$  ratio

Pareto	Objectives		
	$C_l$	$C_d$	$C_l/C_d$
1	0.1725	0.00658	26.2
2	0.2063	0.00668	30.9
3	0.2667	0.00715	37.3
4	0.2678	0.00717	37.3
5	0.3051	0.00749	40.8
6	0.3137	0.00749	41.9
Baseline	0.1950	0.00763	25.6



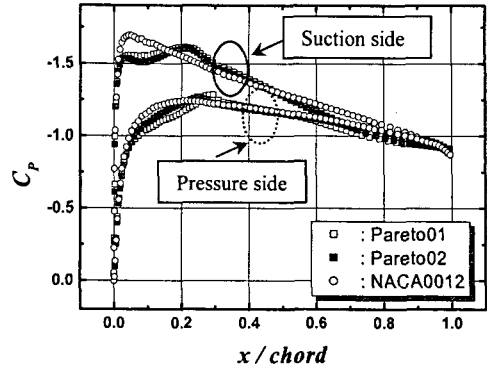
(a) Pareto 1, 2, and NACA0012



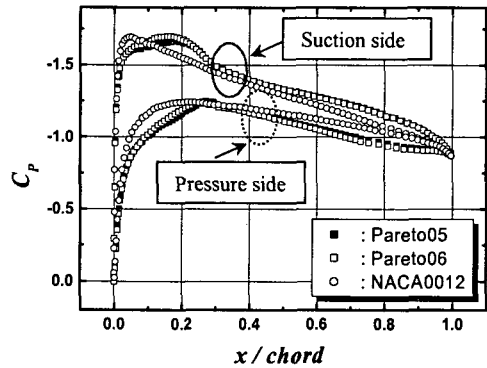
(b) Pareto 5, 6, and NACA0012

Fig. 7 Airfoil profiles for Pareto sets and NACA0012

칭형은 항력을 감소시키는 효과를 가진다. 특히, 이 경우 후연부의 상부 흡입면의 두께를 줄임으로서 항력을 상당히 줄이고 있음을 알 수 있다. 그러나 양력 우선의 Pareto 5와 6에 대한 익형 모양을 나타낸 Fig. 7(b)에 나타난 바와 같이, 흡입면의 형상이 +y 방향으로 더 크게 설계하여 캠버가 커짐으로 양력을 증가시킬 수 있는 것이다. 즉,



(a) Pareto 1, 2 and NACA0012



(b) Pareto 5, 6 and NACA0012

Fig. 8 Distributions of pressure coefficient for Pareto sets and NACA0012

이러한 형상 변화로 인해 Table 3에서 설명하였듯이, 양력은 NACA0012에 비해 약 1.6배 증가하였으며 동시에 항력 역시 감소시키는 결과를 가져왔다. Fig. 7(b) 형상에 대한 압력분포를 나타낸 Fig. 8(b)에서 알 수 있듯이, 날개의 가장 두꺼운 부위와 후연부에서 압력이 상당히 증가하고 있다. 또한 Fig. 8을 보면, 파레토 집합에서 압력면의 전연부는 설계변수의 상한 값에 이르러 거의 변화 없이 일정함을 알 수 있다. 이는 아래면을 위로 밀어 올림으로 캠버(camber)를 가진 형태의 익형이 되어 양력과 항력 모두에서 유리해 짐을 알 수 있다.

### 5. 결론

다목적 최적화 유전알고리즘(GA)을 이용해 최대의 양력을 가지면서 동시에 최소항력을 갖는 2차원 익형의 형상을 수치적인 방법으로 구하였다. 이를 위해 GA와 전산유체역학(CFD) 통합하였다.



특히, 다목적 유전자알고리즘을 이용함으로써 목적함수를 가중하지 않아 원래의 해공간의 왜곡 없이 파레토 프론티어 집합을 직접 얻을 수 있었다. 날개의 형상은 설계변수를 최소화 하면서 다양한 형태의 변형이 가능하도록 Bezier 곡선을 사용하였으며, Bezier 곡선의 제어점을 설계 변수로 사용하였다.

이들 개체 중 파레토 프론티어상의 개체 20 개를 얻을 수 있었으며, 모든 파레토 집합은 기준모델에 비해 우수한 성능특성을 보였다. 이는 설계자의 설계목적에 따라 최대의 성능의 것을 파레토 집합상에서 선택하여 사용할 수 있는 기초자료를 제공한다. 특히, 항력 감소를 중요시 여기는 최적해인 Pareto1의 경우, 기준모델에 비해 약 13.7% 적은 항력값을 가지며, 이로 인해 양항비는 약 2% 향상에 지나지 않았다. 그러나 양력 증가를 최우선 설계목적으로 삼은 Pareto 6는 익형의 형상 변화를 통해 양력의 급격한 증가와 더불어 항력 역시 미세하지만 감소시킴으로서, 양항비를 약 63.7% 향상시키는 새로운 최적의 익형 형상을 얻을 수 있었다.

### 후 기

이 연구는 CD-adapco Korea의 지원으로 수행되었습니다.

### 참고문헌

(1) Kim, Yunsik, Kim, Jonghun and Lee, Jongsoo, 2002, "Optimization of Transonic Airfoil Using GA Based on Neural Network and Multiple Regression Model,"

*Tran. of the KSME A*, Vol. 26, No. 12, pp. 2556~2564.  
 (2) Box, G. E. P., Hunter, W. G. and Hunter, J. S., 1978, *Statistics for Experimenters*, John Wiley & Sons, NY.  
 (3) Kim, S. W. and Kwon, J. H., 2001, "Study of Aerodynamic Design Optimization Using Genetic Algorithm," *Journal of KSCEF*, Vol. 6, No. 3, pp. 10~16.  
 (4) Pediroda, V., Poian, M. and Poloni, C., 2000, "Multi Objective Optimization Examples : Design of Laminar Airfoil and of a Composite Rectangular Wing," *von Karman Institute for Fluid Dynamics Lecture Series*, 2000-07.  
 (5) Obayashi, S., 2000, "Airfoil Shape Parameterization for Evolutionary Computation," *von Karman Institute for Fluid Dynamics Lecture Series*, 2000-07.  
 (6) Poloni, A. C., Giurgevich, A., Onesti, L. and Pediroda, V., 1999, "Hybridization of a Multi-Objective Genetic Algorithm, a Neural Network and a Classical Optimizer for a Complex Design Problem in Fluid Dynamics," *Dipartimento di Energetica Universita di Trieste*, Italy.  
 (7) Goldberg, D., 1989, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley.  
 (8) Michalewicz, Z., 1992, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlog.  
 (9) Booker, L.B., 1987, "Improving Search in Genetic Algorithms, in Davis L(Editor), *Genetic Algorithms and Simulated Annealing*," *Morgan Kaufmann Publishers*, Los Altos, CA.  
 (10) STAR-CD v3.15 Methodology, 2001, *Computational Dynamics, Co.*, London. U. K.  
 (11) Eastman N. Jacobs and Albert Sherman, 1937, "Airfoil Section Characteristics as Affected by Variation of the Reynolds Number," *NACA TR-586*.  
 (12) Abbott, I. H. and Von Doenhoff, A. E., 1949, *Theory of Wing Sections*, Dover Publications, Inc.  
 (13) Dejong, K. A., 1975, "An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems," *Doctoral Thesis*, Department of Computer and Communication Sciences, University of Michigan, Ann Arbor.