

論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 41(7), 509-515(2013)

DOI:<http://dx.doi.org/10.5139/JKSAS.2013.41.7.509>

익형 형상 설계를 위한 실수기반 적응영역 다목적 유전자 알고리즘 연구

정성기*, 김지홍

A Study on Real-Coded Adaptive Range Multi-Objective Genetic Algorithm for Airfoil Shape Design

Sung-Ki Jung* and Ji-Hong Kim

Korea Aerospace Industries. Ltd

ABSTRACT

In this study, the real-coded adaptive range multi-objective genetic algorithm code, which represents the global multi-objective optimization algorithm, was developed for an airfoil shape design. In order to achieve the better aerodynamic characteristics than reference airfoil at landing and cruise conditions, maximum lift coefficient and lift-to-drag ratio were chosen as object functions. Furthermore, the PARSEC method reflecting geometrical properties of airfoil was adopted to generate airfoil shapes. Finally, two airfoils, which show better aerodynamic characteristics than a reference airfoil, were chosen. As a result, maximum lift coefficient and lift-to-drag ratio were increased of 4.89% and 5.38% for first candidate airfoil and 7.13% and 4.33% for second candidate airfoil.

초 록

본 연구에서 익형 형상 설계를 위해 전역적 다목적 최적화 기법인 적응영역 다목적 유전자 알고리즘 코드를 개발하였다. 저마하수에서 최대 양력과 순항조건에서 최대 양항비를 동시에 만족시키기 위해 목적함수로 양력계수와 양항비를 선정하였으며, 익형 형상 설계를 위해 PARSEC 기법을 이용하였다. 그 결과 참조 익형 대비 나온 공력 특성을 나타내는 2개의 익형이 선택되었으며 최대 양력과 양항비는 첫 번째 익형에 대해 약 4.89%, 5.38% 증가하였으며, 두 번째 익형에 대해 약 7.13%, 4.33% 증가하였다.

Key Words : Adaptive Range Multi-Objective Genetic Algorithm(ARMOGA, 적응영역 다목적 유전자 알고리즘), PARSEC, CFD(전산유체역학)

1. 서 론

공학적인 설계는 제한된 설계변수를 이용하여 다양한 목적을 동시에 충족시키기 위한 반복 계산과정이며, 이러한 다수의 반복계산 및 시행착오를 보다 효율적이며 우수한 성능을 가지는 형

상을 설계하기 위해 최적화 기법이 적용된다. 특히 항공기의 설계는 양력, 항력, 추력 및 구조적 제한을 고려한 다목적 설계가 요구되며 이는 전형적인 다목적 최적화[1] 문제이다. 다목적 최적화 문제를 하나의 목적함수로 표현할 경우, 일반적으로 하중계수를 이용하므로 각각의 목적에 대

† Received: January 22, 2013 Accepted: June 13, 2013

* Corresponding author, E-mail : skjung@koreaero.com

<http://journal.ksas.or.kr/>

pISSN 1225-1348 / eISSN 2287-6871

한 영향성을 효과적으로 제시하기 난해한 특징이 있는 반면, 다목적 문제에 대한 Pareto[1, 2] 개념을 적용할 경우, 하중계수를 사용하지 않으므로 특정 목적에 의존하거나 특정 목적의 중요도가 감소하지 않는 강건한 특성을 나타낸다. 이러한 최적화 문제는 다양한 최적화 기법을 활용하여 설계에 적용할 수 있으며, 대표적으로 확률론적 방법을 기반으로 한 전역적 최적화[3]와 구배법 등[4, 5]을 이용한 국소 최적화로 대별된다. 전자의 경우 전역적 최적해를 나타내는 반면 상당히 많은 반복계산을 요구하므로 복잡한 3차원 형상에 대한 공기역학적 최적화는 제한적으로 적용된다. 후자의 경우 빠른 수렴성과 반복계산의 횟수를 줄일 수 있는 장점이 있는 반면 전역적 최적해가 아닌 국소적 최적화의 한계를 지니고 있다. 이러한 각 기법의 장·단점을 활용한 다단계 최적화 기법이 Lim[6] 등에 의해 제안되었다. 본 연구에서는 Sasaki 등에 의해 제안된 전역적이며 실수기반 다목적 적응영역 유전자 알고리즘[7](Adaptive Range Multi-Objective Genetic Algorithm : 이하, ARMOGA)을 개발하였으며, ARMOGA는 Oyama 등에 의해 제안된 실수기반 적응영역 유전자 알고리즘[8, 9](Adaptive Range Genetic Algorithm : 이하 ARG)에 Pareto-Optimal 개념을 적용한 기법으로 목적함수의 값은 Dominated 와 Non-Dominated로 구별된다. ARMOGA는 Deb에 의해 제안된 이진법 기반 다목적 알고리즘인 NSGA보다 동일한 목적함수에 대해 해의 다양성이 크며 정확해에 보다 우수한 특성을 나타냈다[7]. 세대수의 본 연구에서는 개발된 최적화 기법을 이용하여 2차원 익형에 대한 공기역학적 최적 형상 설계를 수행하였다. 2차원 익형 생성을 위한 익형 생성기법으로 PARSEC [10] 기법을 적용하였다. 최적화 수행을 위한 설계 변수에 대해 임의의 값을 부여하여 최적화를 수행할 수 있으나 보다 효율적으로 접근하기 위해 기존에 알려진 익형 대비 나은 특성을 나타내는 익형 설계를 목적으로 하였다. 유동 해석 및 격자 생성을 위해 상용 코드인 FLUNET, TGRID 및 GAMBIT을 사용하였다. 또한 최적화 수행을 위한 각 모듈을 통합하기 위한 통합 시스템 코드는 기 개발된 코드[9]를 본 연구에 적용하기 위해 수정되었다.

II. 최적화 기법

2.1 ARMOGA

실수기반 ARMOGA는 ARG[7]에 기반을 두

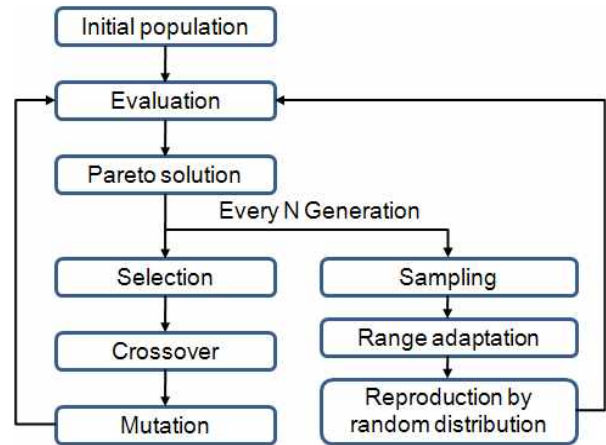


Fig. 1. Flowchart of ARMOGA

고 있으며 대부분의 계산 절차는 다목적 유전자 알고리즘(Multi-Objective Evolutionary Algorithm : 이하, MOEA)과 동일하다. 일반적인 유전자 알고리즘은 유전자의 염색체를 표현하기 위해 0과 1로 이루어진 2진법을 기반으로 하는 반면 ARMOGA는 실수를 기반으로 알고리즘이 구성되어 있다. 이는 설계변수의 크기가 큰 경우 2진법으로 표현되는 MOEA는 매우 큰 배열을 요구하는 반면 ARMOGA는 설계변수의 크기에 대해 MOEA보다 자유로운 특징이 있다. 또한 MOEA는 선택, 교배 및 돌연변이가 순차적으로 진행되는 반면 ARMOGA는 특정 세대수에서 적응 영역으로 인구수를 분포시킨다. 그 외의 세대수는 MOEA와 동일하게 진행되며 특정 세대의 세대수는 평균과 표준편차에 의해 재분배 되는데, 이때 난수를 발생시켜 난수와 동일한 적분값에 해당하는 숫자를 표준정규함수를 이용하여 선정하게 된다.

Figure 1은 ARMOGA의 순서도이며 다목적 해에 대한 Pareto 최적해 개념을 이용하여 최적화 계산을 수행한다. 특정 N 세대에서 앞서 수행된 Pareto 해를 바탕으로 우수 개체에 대한 샘플링을 수행하고 평균과 표준편차를 이용하여 인구를 재분배 시킨다. 재분배된 인구를 바탕으로 선택, 교배 및 돌연변이는 수행없이 재분배된 인구를 평가한다. 이러한 다목적 해에 대한 적합도는 Fleming 등에 의해 제안된 Multiple Objective Genetic Algorithm[2]을 사용하였으며 수식 1은 Pareto 개념을 이용한 평균 적합도이다.

$$F_i = N - \sum_{k=1}^{r_i-1} \mu(k) - 0.5(\mu(r_i) - 1) \quad (1)$$

여기서 N 은 전체 해의 개수를 나타내며 $\mu(r_i)$ 은 각 설계변수의 순위와 동일한 r_i 순위에서 해의

개수이다. r_i 를 결정하기 위해 Dominated와 Non-Dominated 개념을 이용한 Pareto 최적해 개념이 적용된다. 평균 적합도가 결정되면 인구수의 적절한 분산과 부모개체 중 유사한 해가 선택되는 것을 방지하기 위해 평균 적합도를 Niche count(nc_i)로 나눈다.

$$F'_i = \frac{F_i}{nc_i}, \quad nc_i = \sum_{j=1}^N sh(d_{ij}) \quad (2)$$

Niche count는 공유 함수의 합에 의해 계산되며 공유함수는 목적값에 대한 거리의 함수이다.

$$sh(d_{ij}) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{d_{ij}}{\sigma_{share}} \right)^\alpha, & \text{if } d_{ij} \leq \sigma_{share} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서, $d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^M \left(\frac{f_k^i - f_k^j}{f_k^{\max} - f_k^{\min}} \right)^2}$

수식 3에서 α 와 σ_{share} 는 공유함수의 매개변수이며 M 은 목적함수의 개수, f_k^{\max} 와 f_k^{\min} 은 현재 세대에서 해당하는 목적함수의 최대 및 최소 목적함수 값이다. 수식 1과 3을 수식 2에 대입하여 각 설계변수에 대한 적합도가 계산된 후 선택과정(Selection)을 수행하는데 본 연구에서는 선택을 위해 토너먼트 방법을 이용하였다. 선택된 개체에 대한 교배는 Deb에 의해 제안된 SBX(Simulated Binary Crossover)를 이용하였으며 수식 4와 같다.

$$x_i^{1,t+1} = 0.5 \left[(1 + \beta_{qi})x_i^{1,t} + (1 - \beta_{qi})x_i^{2,t} \right] \quad (4)$$

$$x_i^{2,t+1} = 0.5 \left[(1 - \beta_{qi})x_i^{1,t} + (1 + \beta_{qi})x_i^{2,t} \right]$$

여기서, $\beta_{qi} = \begin{cases} (2r)^{\frac{1}{\eta_c+1}}, & \text{if } r \leq 0.5 \\ \left(\frac{1}{2(1-r)} \right)^{\frac{1}{\eta_c+1}}, & \text{otherwise} \end{cases}$

선택된 개체에 대한 교배를 수행한 후 돌연변이를 위해 Deb에 의해 제안된 SBX와 유사한 다항식 돌연변이를 사용하였다.

$$x_i^{1,t+1} = x_i^{1,t+1} + (x_i^U + x_i^L)\delta_i \quad (5)$$

여기서, $\delta_i = \begin{cases} (2r)^{\frac{1}{\eta_m+1}} - 1, & \text{if } r < 0.5 \\ 1 - [2(1-r)]^{\frac{1}{\eta_m+1}}, & \text{if } r \geq 0.5 \end{cases}$

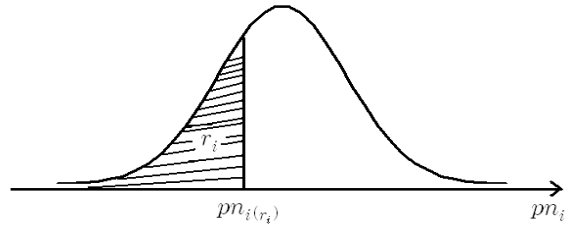


Fig. 2. pn_i selection for adaptive range

$$p_i = \sigma_i \cdot pn_i + \mu_i \quad (6)$$

여기서, $r_i = \int_{-\infty}^{pn_i} N(0,1)(z) dz$

r 은 0과 1사이의 난수이며 η_m 은 돌연변이의 교란 크기이다. 수식 1-5를 이용하여 MOEA 계산을 수행하며 본 연구에서 사용한 ARMOGA는 선택된 세대수를 제외한 세대수에서 MOEA와 동일한 계산을 수행한다. 선택된 세대수에서 적절한 영역으로 인구수를 분포시키기 위해 ARGA를 이용하는데 ARGA는 전단계 세대에서 계산한 인구들의 평균, 표준편차 및 표준정규분포 적분값과 난수가 동일한 표준정규분포의 독립변수, 예를 들어 pn_i 를 이용하여 다음세대의 인구를 구성한다[Fig. 2]. 수식 6에서 r_i 는 난수이며 μ_i 와 σ_i 는 평균과 표준 편차이다.

2.2 최적화 기법 검증

개발된 최적화 코드의 적용 가능성을 확인하기 위해 정확해가 있는 시험 함수와 실수기반 ARMOGA의 결과 비교가 요구된다. 이를 위해 최적화 알고리즘 개발시 예제가 되는 함수를 선정하였으며 수식 7은 시험함수이다.

$$\begin{aligned} &\text{Minimize } f_1(x) = x_1 \\ &\text{Minimize } f_2(x) = \frac{1+x_2}{x_1} \\ &\text{Subject to } 0.1 \leq x_1 \leq 1, \quad 0 \leq x_2 \leq 5 \end{aligned} \quad (7)$$

시험함수는 최소-최소(Min-Min) 다목적 문제이며 목적함수와 설계변수는 2개이다. 수식 7의 목적함수 특성상 각 목적함수를 최소화하는 설계 변수는 x_1 의 변화에 상관없이 x_2 가 0의 값을 가지는 것을 의미한다. 최적화 수행을 위해 인구수 40 및 세대수 50을 부여하였으며, 토너먼트 선택법, 균등 교배법 및 돌연변이 4%를 적용하였다. 엘리트 보존법은 적용하지 않았는데 이는 MOEA를 위해 몇몇 연구자들이 제안한 엘리트

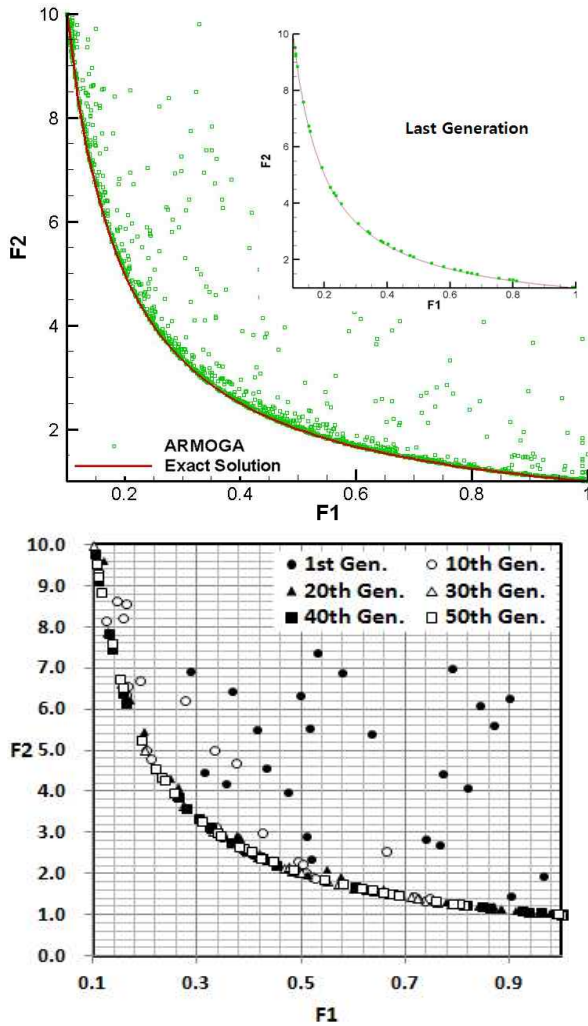


Fig. 3. Comparisons of exact and ARMOGA solutions (up), ARMOGA solutions every ten generation (down)

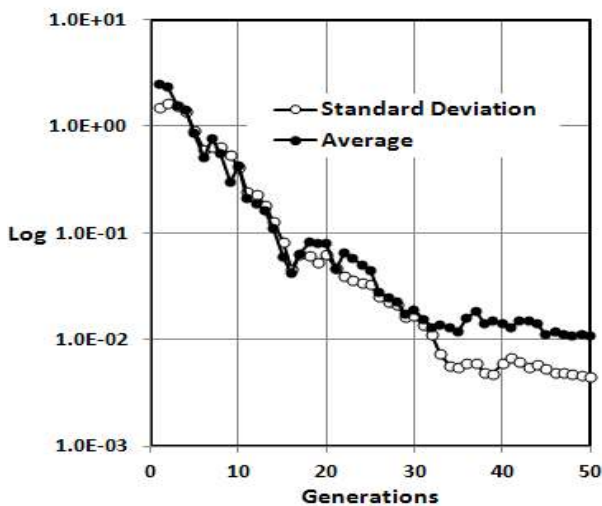


Fig. 4. Convergence check for x_2 in eq. (7)

보존법이 있으나 여전히 그 실효성에 대해 논란의 여지가 있으므로 본 연구에서 엘리트 보존법을 채택하지 않았다[1]. Fig. 3은 정확해와 전 세대수 및 최종 세대에 대한 ARMOGA의 비교 결과를 나타내며, 세대수가 증가 할수록 정확해에 근접하는 경향을 나타낸다. 30번째 세대 이후 ARMOGA의 결과는 정확해와 매우 유사한 분포를 나타냈다. Fig. 4는 세대수가 증가하면서 설계 변수인 x_2 의 변화를 평균과 표준편차로 제시하였다. 개발된 ARMOGA 코드를 이용한 계산 결과, x_2 는 초기 임의의 분포로부터 세대수가 증가 할수록 정확해인, 0에 근접해 가는 것을 확인할 수 있으며, 본 결과 비교를 통해 개발된 ARMOGA 코드의 적용 가능성을 확인하였다.

III. 적용 및 해석결과 비교

본 연구에서는 공기역학적 익형 형상 설계를 위해 기존에 존재하는 익형 대비 나은 성능을 제시하는 형상을 찾기 위한 최적화 계산을 수행하였다. 이를 위해 참조 익형의 형상적 특성과 공력 특성을 분석한 후 적절한 설계 변수의 범위와 목적함수를 선택했다.

3.1 CFD 해석 및 격자 생성

익형의 형상과 받음각 등에 의해 발생하는 최대양력 및 양항비 등은 익형의 성능을 결정하는 대표적인 공력값이다. 착륙 및 순항 조건을 고려한 최대 양력과 양항비를 획득하기 위해 압축성 Navier-Stokes 방정식을 사용하였다. 지배방정식에 대한 수치해석 기법으로 유한체적법, Roe 기법 및 대류항의 2차 정확도를 적용 하였으며 난류 모델로 $k-w SST$ 을 적용하였다. 전산유체해석을 위해 상용프로그램인 FLUENT를 사용하였으며, 형상 변화시 자동 격자 재생성을 위해 상용프로그램인 GAMBIT과 TGRID를 사용하였다. Fig. 5는 최적화 수행을 위한 참조 익형 주위 격자 분포를 나타내며 경계층의 점성 효과($Y^+ \approx 1.0$)를 고려하기 위해 익형 표면과 최초 격자의 높이를 코드 길이 대비 0.000183% 부여하였다. Fig. 6은 참조 익형의 공력 특성을 나타낸다. 착륙 및 순항조건을 감안하여 참조 익형에 대한 최대 양력, 실속각 및 최대 양항비를 전산해석을 통해 획득하였다. 이때 계산 조건은 착륙 및 순항조건에 대해 마하수 0.2, 06, 해면고도, 25,000ft 및 레이놀즈 수 $1.1e+07, 1.8e+07$ 이다.

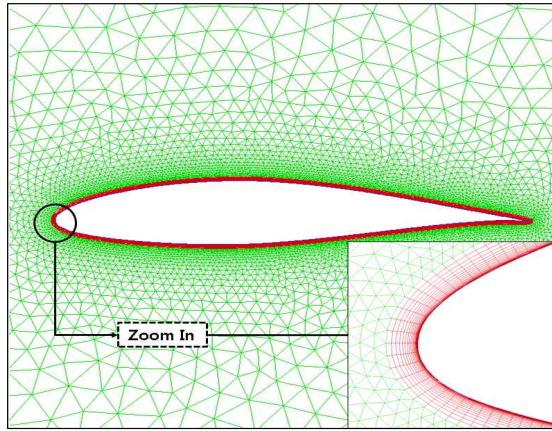


Fig. 5. Mesh distribution around an airfoil

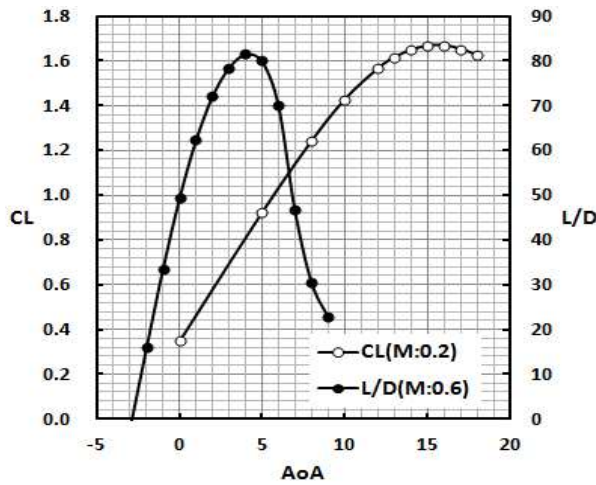


Fig. 6. Aerodynamic analysis for reference airfoil at landing and cruise conditions

3.2 설계변수 및 목적함수 선정

설계 변수 선정을 위해 익형의 형상적 특성을 고려한 PARSEC[10] 방법을 적용했다. PARSEC은 12개의 매개변수를 가지며, 윗면과 아랫면에 형상을 결정할 수 있는 6개의 변수로 구성된다. 이때 뒷전을 결정하는 α_{TE} , β_{TE} , Z_{TE} 및 ΔZ_{TE} 는 중복 사용되며, 수식 (8)은 매개변수에 대한 익형 형상 함수를 나타낸다.

$$Z = \sum_{n=1}^6 a_n X^{(n-0.5)} \quad (8)$$

본 연구에서는 참조 익형의 형상 정보를 바탕으로 PARSEC의 12개 변수를 설계 변수로 선정하였다. 참조 익형에 대한 설계 변수를 일괄적으로 참조익형 대비 $\pm 20\%$ 로 부여하였다. 또한 착륙 및 순항 조건에 대한 익형의 공력 성능 향상을 위해 목적함수로 양항비와 최대 양력계수를 선정하

였다. 기 수행된 참조 익형의 공력 데이터를 충분히 활용하기 위해 목적함수를 수식 (9)에 제시하였으며, 각 함수에 max 함수를 적용하였다. 이는 최적화 수행중 참조 익형 대비 공력 특성이 우수한 익형에 대해 가중치 부여 효과를 감안한 것으로 효율적인 최적화 수행을 도모하였다.

$$F_1 = L/D + \max(L/D - L/D_0, 0) \quad (9)$$

$$F_2 = C_{L_{max}} + \max(C_{L_{max}} - C_{L_{max0}}, 0)$$

여기서 L/D_0 와 $C_{L_{max0}}$ 는 참조 익형의 공력 해석을 통해 획득한 최대 양항비와 최대 양력계수를 나타내며, 함수 F_1 과 F_2 에 대해 최대화 하는 최적화 계산을 수행한다. 목적함수의 특성상 최대 양항비와 최대 양력은 받음각에 의존하며 전 받음각 구간에 대한 전산해석이 요구된다. 이는 다수의 공력해석을 요구하며 본 연구에서는 전산해석의 효율성 극대화를 위해, 참조 익형의 공력 해석을 통해 확보한 정보를 바탕으로 최대 양항비의 경우 받음각 4도, 최대 양력의 경우 받음각 16도에서 전산해석을 수행하였다.

3.3 계산 결과

ARMOGA를 이용한 전역적 최적화 수행을 위해 16개의 인구수와 10개의 세대수를 적용하였으며 세부 적용 기법은 최적화 코드 검증에 적용된 기법과 동일하게 적용하였다. Fig. 7은 고정된 받음각 조건에서 최적화 계산을 통해 획득한 익형의 최대 양력계수와 양항비 분포를 나타낸다. 참조익형 대비 우수한 특성을 나타내는 다수의 익형 중 C1과 C2가 가장 우수한 특성을 나타냈다. 최적화 계산을 통해 확보한 익형에 대한 공력결

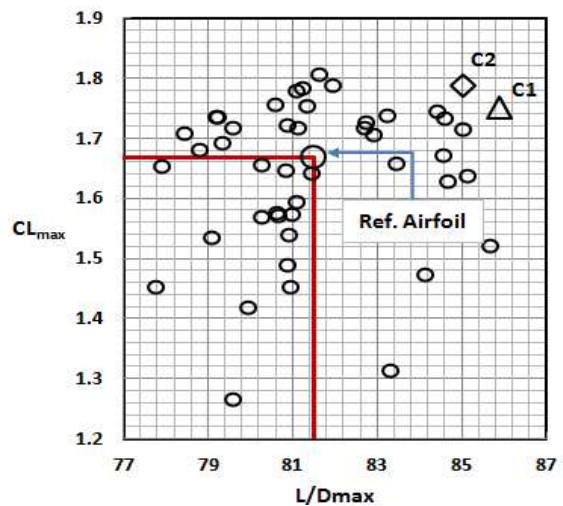


Fig. 7. Multi-objective optimization results

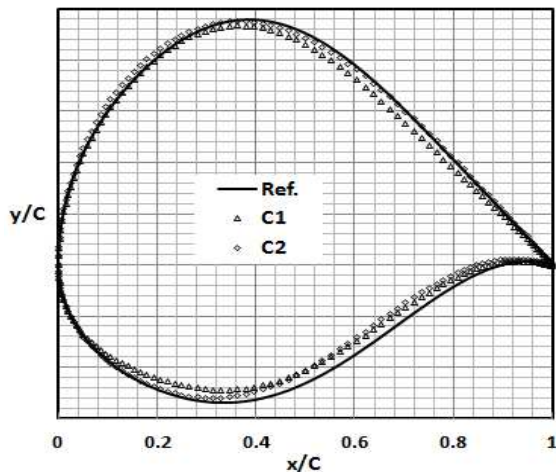


Fig. 8. Coordinated values for selected airfoils

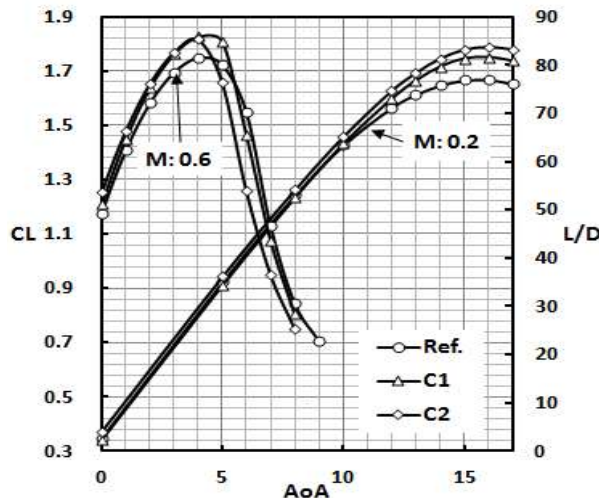


Fig. 9. Lift and L/D curves for selected airfoils at Mach number 0.2 and 0.6

과를 바탕으로 C1과 C2에 대한 익형 형상을 Fig. 8에 제시하였다. 선택된 익형 C1과 C2에 대해 최대 두께비는 참조 익형 대비 감소하였으며 C2 익형의 앞전 캠버는 참조 익형 대비 약간 증가하였다. 반면, C1의 경우 앞전 캠버는 참조 익형 대비 약간 감소하였다. C1과 C2에 대한 보다 면밀한 검토를 위해 참조 익형 대비 받음각 변화에 따른 공력 특성을 분석하였다. Fig. 9는 순항 및 착륙조건에 대한 양항비 및 양력 곡선을 나타낸다. 순항 조건인 마하수 0.6에서 C1과 C2 형상은 참조익형 대비 양항비 측면에서 우수한 특성을 나타내는 반면, 최대 양력 측면에서 다소 낮은 값을 나타낸다. 특히 C1의 경우 참조익형과 양력 비교를 통해 저 받음각에서 매우 유사한 반면 양항비 측면에서 보다 나은 특성을 나타내는데 이는 두께비 감소로 인한 양력 대비 항력감소를 의미하는 것으로 판단된다. C2의 경우 두께비

Table 1. Comparisons of maximum lift coefficient and L/D ratio for airfoil shapes

| | $C_{L_{Max}}$ | $(L/D)_{Max}$ |
|-----|---------------|---------------|
| Ref | - | - |
| C1 | 4.89% 증가 | 5.38% 증가 |
| C2 | 7.13% 증가 | 4.33% 증가 |

는 참조익형대비 감소하나 앞전 캠버는 증가하여, 참조 익형 대비 양력이 증가한 것으로 판단된다. 착륙 조건에서 익형의 형상에 따른 양력 분포는 저 받음각에서 유사하게 나타나는 반면 고 받음각에서 C2 형상의 경우 가장 높은 양력 분포는 나타났다. 또한 3가지 익형 형상에 대한 실속 특성은 Gentle한 특성을 나타내며 최대 실속각은 16도로 동일하였다. 최대 양력 계수는 C2가 가장 높고 참조익형이 가장 낮았다. Table 1은 익형 형상과 공력 해석 결과의 비교를 나타낸다. 비교결과 최대 양력 계수는 참조익형 대비 C1과 C2의 경우 약 4.89%, 7.13% 증가하였으며 최대 양항비의 경우 참조익형 대비 각 5.38%, 4.33% 증가하였다. 목적함수로 제시한 최대 양력 계수와 양항비 결과를 바탕으로 선정된 익형에 대해 보다 면밀한 공력특성을 분석하기 위해 항력발산 마하수(Drag Divergence Mach Number)와 피칭 모멘트 계산을 수행하였다[Fig.10]. 균일한 양력계수 0.4에서 모든 익형의 항력발산 마하수가 0.65로 동일하나 절대적인 항력의 크기는 C1이 가장 낮고 참조익형이 가장 큰 값을 나타냈다. 이는 항력의 경우 두께비에 지배적인 영향

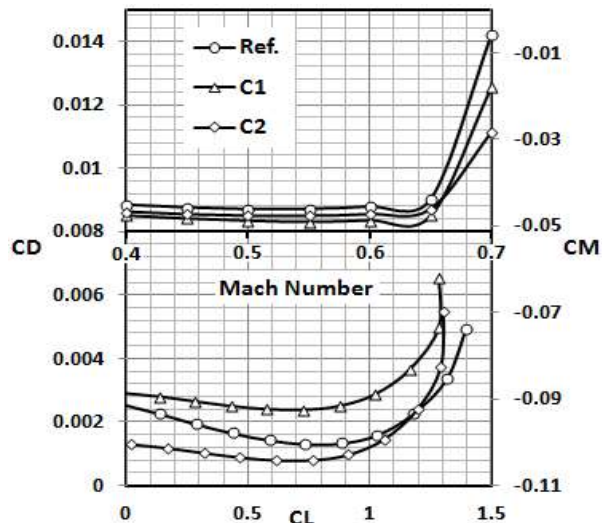


Fig. 10. Comparisons of drag divergence Mach number and pitching moments at constant lift coefficient, 0.4 and Mach number, 0.6

을 받는데, 선정된 익형이 참조 익형대비 두께비가 낮은 것에 기인한 것으로 판단된다. 또한 마하수 0.6에서 피칭모멘트의 경우 참조익형은 양력이 증가 할수록 음(-)의 경향성이 선정된 익형 대비 큰 경향성을 나타내는 반면 선정된 익형은 참조 익형 대비 다소 둔감한 특성을 나타낸다. 또한 피칭모멘트는 모든 익형에 대해 특정 양력계수 이후 양(+)의 경향성을 나타냈다.

IV. 결 론

본 연구에서 실수기반 다목적 최적화 알고리즘인 ARMOGA를 개발하고, 시험 함수를 통한 정확해와 검증을 통해 개발된 최적화 코드의 적용 가능성을 확인하였다. 또한 익형 생성 기법인 PARSEC을 활용하여 전산유체해석 기반 익형 형상 설계를 수행하였다. 최적화를 위한 설계변수는 PARSEC의 매개변수인 총 12개를 사용하였으며 수행결과, 참조익형대비 가장 우수한 공력 특성을 나타내는 C1과 C2를 제시하였다. C1의 경우 최대 양력계수가 참조익형 대비 우수하면서 동시에 가장 우수한 최대 양항비를 나타냈으며, C2의 경우 최대 양항비가 참조익형 대비 우수하면서 동시에 가장 우수한 최대 양력계수를 나타냈다. 또한 착륙조건에서 양력계수의 분포가 Gentle한 특징을 나타내며 참조익형 대비 실속각의 감소가 발생하지 않았다. 반면 순항조건에서 최대 양력 계수 및 실속각이 참조익형 대비 감소하여 C1과 C2 익형의 경우 순항조건에서 받음각에 따른 운용 범위가 감소할 것으로 판단된다. 항력발산 마하수는 모든 익형에서 동일하게 0.65를 나타냈으며, 피칭모멘트는 경향성 측면에서 참조익형이 가장 큰 음의 경향성을 나타냈다. C1과 C2 익형의 경우 피칭모멘트의 변화는 특정 양력계수 이전에서 매우 작고, 이후 피칭모멘트가 크게 증가하였다. 향후 다수의 목적함수와 구속조건을 고려하기 위해, 개발된 최적화 코드의 개선 및 추가 연구가 필요할 것으로 판단된다.

후 기

본 연구는 지식경제부 기술혁신사업 차세대중형항공기개발사업의 지원에 의해 수행되었으며 이에 감사드립니다.

References

1) Deb, K., "Multi-Objective Optimization

Using Evolutionary Algorithms," John Wiley & Son, Ltd., Chichester, 2001.

2) Fonseca, C. M., and Fleming, P. J., "Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization," Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, Morgan Kaufmann Publishers, Inc., San Mateo, CA, 1993, pp.416-423.

3) Kim, S.H., Kwon, J.H., and Kim, J., "Study on the Airfoil Shape Design Optimization Using Database based Genetic Algorithms," Journal of the Korean Society of Marine Engineering, Vol. 31, No. 1, 2007, pp. 58-66.

4) Lee, S.W., and Kwon, O.J., "Aerodynamic Shape Optimization Using a Continuous Adjoint Formulation on Unstructured Meshes," Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences, Vol. 30, No. 4, 2002, pp. 18-27.

5) Hong, S.W., Kang, H.M., Park, K.H., Lee, D.H., Yang, S.S., and Kang, Y.S., "Aerodynamic Design Optimization of 3 Stage Axial Compressor using Response Surface Method," KSAS Conference, 2009.

6) Yim, J., Lee, B.J., and Kim, C., "Exploring Multi-Stage Shape Optimization Strategy of Multi-Body Geometries Using Kriging-Based Model and Adjoint Method," Computers & Fluids, Vol. 68, Sep., 2012, pp. 71-87.

7) Sasaki, D., and Obayashi, S., "Efficient Search for Trade-Offs by Adaptive Range Multi-Objective Genetic Algorithms," Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication, Vol. 2, Jan., 2005, pp.44~64.

8) Oyama, A., Obayashi, S., and Nakamura, T., "Real-Coded Adaptive Range Genetic Algorithm Applied to Transonic Wing Optimization," Applied Soft Computing, Vol. 1, No. 3, 2001, pp.179-187.

9) Jung, S.K., Myong, R.S., and Cho, T.H., "An Efficient Global Optimization Method for Reducing the Wave Drag in Transonic Regime," Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences, Vol. 37, No. 3, 2009, pp. 1-7.

10) Sovieczky, H., "Parametric airfoils and Wings," Notes on Numerical Fluid Mechanics, Vieweg, 1998, pp. 71-88.