

양력 효과를 고려한 MIRA model 후미의 저저항 다목적 최적설계

이주희* · 이 경현** · 김 준배***

Multi-objective Optimal Design for the Low Drag Tail Shape of the MIRA model with the Lift Effect taken into account

Juhee Lee*, Kyunghuhn Lee** and Joonbae Kim***

Keywords : Lift(양력), Drag(항력), Multi-objective(다목적), Optimal Design(최적설계), FRONTIER(프런티어), MIRA model(MIRA 모델), Ahmed Body

Abstract

In the flow analysis around a bluff body such as road vehicles, drag reduction has been of the primary concern mainly due to the effect on fuel economy. To reduce the drag, which is mostly due to the pressure difference caused by the flow separation, the location of the separation and eddy sizes are controlled. However, less attention has been given to the effect of the lift. The effect of lift may cause the driving stability problem of the vehicle at high speed while heavy downward effect of lift together with the vehicle weight may require more power to drive the vehicle forward. It is considered worthwhile to pursue the optimal design of the low drag tail shape of the MIRA model while taking the lift effect into account, even though it is considered as a reference. To this end, a commercial multi-objective optimization code, FRONTIER, is used together with the CFD code, STAR-CD. It is hoped that the results will provide more insight into the flow field around the bluff body as transportation means.

1. 서론

자동차의 외부형상(style)은 일반적으로 미적 감각에 의하여 결정되지만 주행시 차량 주위에 형성되는 3차원의 유동장으로 인한 공기역학적 특성도 고려되어야 한다. 자동차 주위의 외부 유동에는 박리, 재부착, 순환 및 후류 등이 포함되며, 항력은 주로 자동차 주행방향 전후면의 압력 차이에 의한 저항이고 양력은 주로 상하면의 압력에 의한 힘의 차이로 생성된다. 항력을 저감하여 주행저항을 줄임으로써 연비 향상을 도모하고, 전륜과 후륜에 작용하는 양력의 균형을 취하면서 후륜 양력을 줄임으로써 자동차의 방향 안정성을 좋게 한다[1][12]. 자동차 뒷부분에서의 유동 박리 위치와 와류의 크기를 조절함으로써 주행저항과 후륜 양력을 줄이는 것도 주요한 한 방법이다[2]. 또한 최근에는 공학의 여러 분야에 최적화 개념을 적용하는 연구가 점증하는 경향이 있으며 전산유체역학 분야도 그 중의 한 분야이다. Han등[3]은 지면 가까이에 있는 Ahmed Body의 압력 항력을 최소로 하기 위하여 후부 형상을 최적화 하였고, 그 결과 영에 가까운 후부 양력도 구하였다. 허남건과 김욱[4]은 MIRA model의 항력계수를 최소로 하기 위하여 최적화 알고리즘을 전산유체역학 프로그램에 적용하여 MIRA model의 후미 부분을 최적화 하였다. 공력해석에 의한 자동차 설계는 중요 요소 몇 개를 선택한 후 이들을 풍동실험이나 수치실험에 의해 결정하게 된다. 이러한 방법은 중요 인자의 선택에 많은 경험

(know-how)이 필요하며 부적절한 선택을 하게 되면 이미 설계의 순간부터 최적의 값이 제외되는 오류를 범할 수 있다. 본 연구에서는 실차에 가까운 MIRA model을 이용해서 항력과 양력을 최소화하고 후륜 부분에서의 양력이 영이 되도록 하는 세 개의 서로 상충되는 목적 함수들 사이에서 MIRA model 후미 부분의 최적화를 수행하였다.

2. 수치해석

최적화 과정은 전산 유동해석과 병행해서 이루어지며 수치해석에 필요한 격자와 적절한 형상, 수치해석 방법이 결정되어야 한다. 명현국과 진은주[5]는 MIRA모델에 대해서 표준 k- ϵ 모델과 RNG k- ϵ 모델을 비교했으며 또한 대류항 미분법인 상류차분식(Upwind Differencing Scheme) 과 고차 차분도식을 사용해서 비교 하였다. MIRA모델의 경우 해의 정도는 난류모델보다 차분도식에 의해서 더 많이 좌우됨을 알았다. 또한 Gaylard등[6]은 STAR-CD의 RNG k- ϵ 모델을 사용해서 MIRA 모델의 실험값과 비교했으며 Cd값을 1.5%내에서 얻었다. 본 연구에서는 난류모델로서 RNG k- ϵ 모델을 사용했으며 차분방법으로는 이차의 MARS(Monotone advection and reconstruction scheme)을 사용했다. 그림1에 본 연구의 notchback MIRA 모델을 보인다. 각 요소의 연결부위(A-Pillar, C-Pillar등)가 큰 반경을 가지고 연결되어 있으며 사이드미러등의 추가적인 부품이 없어 현실적인 차에 비해 비교적 낮은 Cd값(3.16, [6][7])을 가진다. 사용한 격자는 그림2와 같은 196060개의 cell을 가진 기본격자와 자동차의 주위 3격자 정도만을 주 유동방향으로 정도를 2배 높인 것과 모든 방향으로 격자 수를 늘린 3가지 경우에 대해서 격자 정도에 따른 비교 계산을 하였다. 그림3에

* CD - adapco Korea, jlee@cdak.co.kr

** CD - adapco Korea, huhn@cdak.co.kr

*** CD - adapco Korea, jbkim@cdak.co.kr

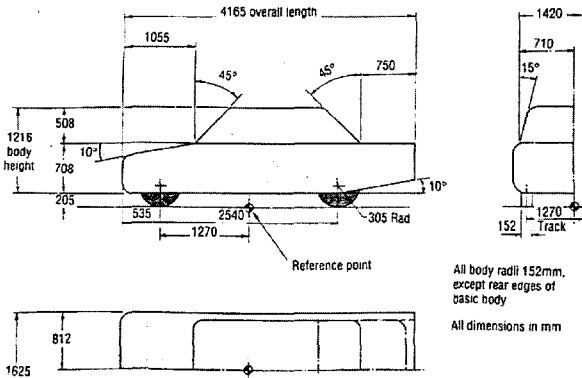


Fig. 1 Specification of MIRA car model

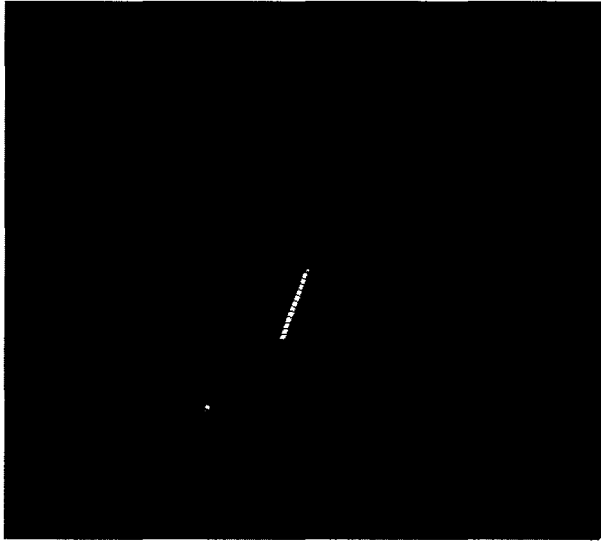


Fig. 2 Grid 기본격자

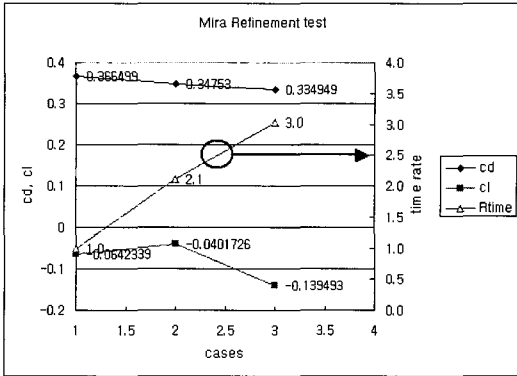
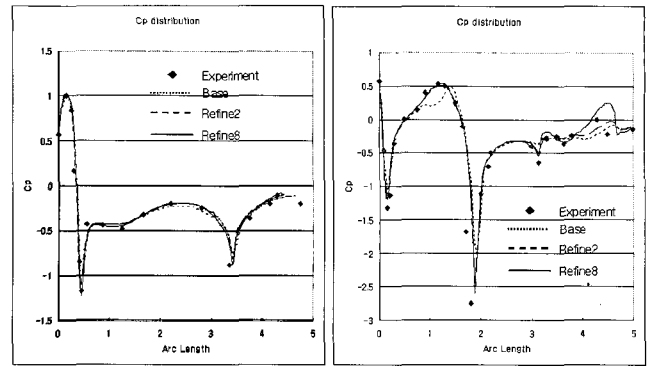


Fig. 3 Cd, Cl, and Runtime according to grid refinement

서 가로축은 case이며 Cd는 항력계수이고 실험치는 Cd가 3.16, Cl이 0이다. 격자 수 증가에 따라 실험치에 가까워지는 것을 볼 수 있다. 그림 4.a), b)는 자동차의 중앙단면부를 앞 범퍼의 중앙상단부 ($x=0.606$) 로부터의 거리(arc length)에 따른 Cp분포를 실험값과 비교한 것이다. 그림 4.a)는 lower side의 압력분포이며 그림 4.b)는 upper side의 압력분포를 나타내고 있다.

3. 최적화 알고리즘

항력이 최소이며 양력이 최적인 MIRA model의 후미부를



a) Lower side b) Upper side
Fig. 4 Pressure distribution along the model center-line

연기 위해서 다목적 최적화를 수행한다. 다목적 최적화문제는 주어진 구속조건을 만족하면서 여러 개의 목적함수를 최소화하는 설계 변수 벡터를 구하는 것이며 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \text{설계 변수 벡터 : } \mathbf{X} &= [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]^T \\ \text{목적함수 : } f_1(\mathbf{X}), f_2(\mathbf{X}), \dots, f_k(\mathbf{X}) & \\ \text{구속조건 : } g_j(\mathbf{X}) \leq 0, j = 1, 2, \dots, m & \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 \mathbf{X} 는 설계변수 벡터이고 n, k, m 은 각각 설계변수, 목적함수, 구속조건의 개수이다. 본 연구에서는 다목적 최적화 프로그램인 Frontier의 최적화 알고리즘인 MOGA(Multi-Objective Genetic Algorithm)를 사용하였다. 다목적 함수인 경우 최적 값은 한 개의 확정적인 값이 아닌 설계 변수들의 파레토 집합(pareto set)을 얻게 되며 다음과 같이 정의된다[8].

A feasible solution X is called "Pareto optimal" if there exists no other feasible solution Y such that $f_i(Y) \geq f_i(X)$ for $i=1,2,\dots,k$ with $f_j(Y) < f_j(X)$ for at least one j .

3.1 GA 알고리즘

부모세대의 우수한 해는 선택(selection)과 교배(cross-over)의 과정을 거쳐 더 우수한 해로 다음 세대에 나타나게 된다. 또한 부모세대에 존재하지 않는 새로운 형질이 돌연변이(mutation)에 의해 다음 세대에 나타나게 된다. 만약 이 새로운 형질이 우수하다면 여러 세대를 거치면서 생존하게 되어 계의 적응도를 높이는데 도움을 주게 된다. 만약 그렇지 않다면 세대를 거치면서 없어지게 된다(도태). Frontier는 tournament방법을 사용하고 있으며, 교배는 2점 교배를 사용하고 있다. 돌연변이는 디자인 영역의 global 최적값을 찾을 수 있도록 탐색(exploitation)하는 역할을 하며 5%를 사용했다. 또한 지역 최적화(local optimization) 기술인 directional cross-over도 사용하고 있다[9][10].

$$\bar{x} = \bar{x}_i + S \cdot \text{sign}(F_i - F_{i1}) \cdot (\bar{x}_i - \bar{x}_{i1}) + T \cdot \text{sign}(F_i - F_{i2}) \cdot (\bar{x}_i - \bar{x}_{i2}) \quad (2)$$

여기서 $S, T(0 < S, T < 1)$ 는 임의의 선택된 값이며 F 는 적응도이다. 수식에서 보는 것과 같이 적응도에 따라 임의의 크기로 가중된 방향으로 이동하게 된다.

3.2 설계변수와 목적함수

MIRA모델은 실제 승용차의 기본적인 모양을 모두 가지

고 있다. 이 중 C-pillar 이후 부분에서 박리 등이 발생하며 자동차 전체의 공기역학적 특성에 많은 영향을 주게 된다. 기존의 연구[11][12]에 의하면 후미부에서의 양력은 고속 차량의 방향 안정성과 관계가 있다. 본 연구에서는 그림5와 같이 3개의 설계변수를 설정하고 차량전체의 CI와 Cd 그리고 뒷유리 이후의 후미 부분 CI(이하 CIt)을 최적화 하였다.

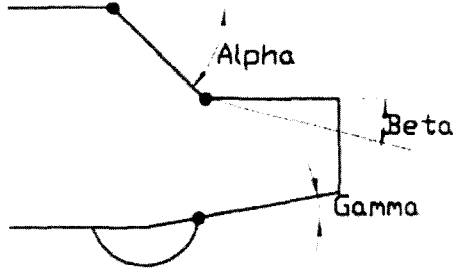


Fig.5 Design variables of MIRA car model

문제는 다음과 같이 정의하였다.

Objective:	Subject to:	
CI(α, β, γ): Minimize	$35 \leq \alpha \leq 75$	
Cd(α, β, γ): Minimize	$0 \leq \beta \leq 10$	(3)
CIt(α, β, γ): Minimize	$7 \leq \gamma \leq 11$	

4. 결과 및 고찰

최적화에 소요되는 시간을 최소화 하기 위해 우선 기본모델에서 충분히 수렴된 결과를 얻고 이 결과를 다른 모든 연산의 초기값으로 하였다. 대부분의 경우 추가적인 200회 이내의 반복계산에서 수렴된 결과를 얻을 수 있었다. 기본모델의 경우 residual이 $1e-4$ 까지 수렴하는 것을 관찰 할 수 있었고 이것을 기준으로 $5e-3$ 까지 수렴하면 프로그램을 종료하도록 하였다. 계산의 정확도를 높이기 위해서 더 많은 계산을 할 수 있으나 경제성을 고려해서 수렴의 정도를 약간 낮추었다. 총계산은 펜티엄 4 1.8GHz, 메모리 1G에서 135시간 18분 소요되었으며 MACK방법으로 수행하였다. 실제 MACK는 최적화 알고리즘이 아니며 이는 연산시간이 많이 소모되는 계산에서 RSM(Response Surface Model)을 효율적으로 구할 수 있도록 적절한 디자인 포인트에서 값을 구하는 방식이다. 일단 MACK 연산이 끝나면 가상연산(virtual run)을 이용해서 RSM상에서 최적화를 수행할 수 있다. RSM은 GAUSS방법을 사용해서 구했다. 본 연구에서는 150회의 MACK연산에서 얻은 값으로부터 RSM을 구했고 MOGA방법을 이용해서 최적화했다. 인구(population)은 30으로 20세대(generation)진화 시켜 파레토 집합을 얻었다. 가상 연산에서 파레토는 102개가 얻어졌다. 이 파레토 해는 이미 기존의 해보다는 대부분이 우수한 값을 가진다. 이들 중에 적절한 값을 얻는 것은 디자인의 목적에 달려 있다. 본 연구는 다음 3가지 조건에서 얻어진 결과이다.

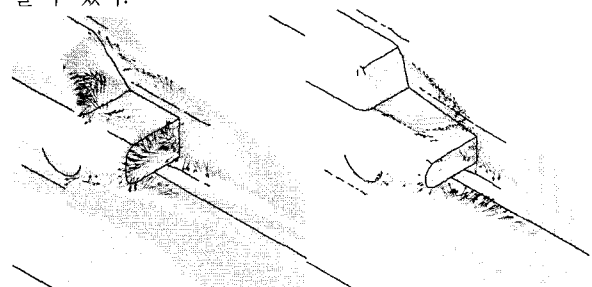
1. Cd가 CI보다 중요
2. CIt이 CI보다 중요
3. CIt이 Cd보다 중요

Table 1 Pareto set from MOGA after MACK

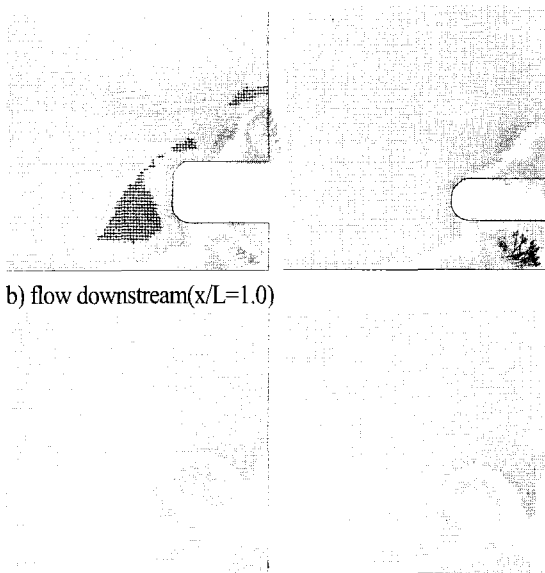
α	β	γ	CI	CIt	Cd	CI	CIt	Cd
35	10	7	0.106	-0.235	0.342			
44	5	2	0.038	-0.209	0.333			
54	6	11	0.053	-0.192	0.326			
47	6	11	0.046	-0.205	0.329	0.042 [6.4%]	-0.203 [0.8%]	0.340 [-0.2%]
38	8	11	0.053	-0.225	0.335	0.054 [-2.4%]	-0.224 [0.1%]	0.334 [0.1%]
55	9	11	0.080	-0.195	0.322	0.083 [-5.2%]	-0.195 [-0.5%]	0.322 [0.0%]

이상의 조건으로부터 Frontier가 비선형의 가중함수를 구하고 이들로부터 구한 최적값이 표1에 나타내었다.

표1에서 처음의 3개의 해는 파레토 중 실제계산 된것이며 아래의 3개는 가상연산된것으로 검증을 위해 실제 계산을 수행해서 얻은 결과를 오른쪽에 나타내었다. CI을 제외하고 모두 1%이내로 정확하다. 그림 6은 실제 계산에서 얻어진 각도54, 6, 11(α, β, γ)의 최적해의 유동장이다. 그림에서 보는것과 같이 후류가 기본모델에 비해 적은 편이다. 뒷 유리가 비교적 큰 각도를 가져 스포일러와 같은 효과가 있는것으로 생각되며 트렁크 또한 각도를 가져 유동이 비교적 자연스럽게 빠져나감으로 후류의 발생이 적은것으로 생각된다. 그림 7은 각 목적함수의 수렴 경로를 보여주고 있다. 초기 150회는 MACK에 의해 계산된 결과이며 이후 흰색의 점들이 RSM상에서 MOGA을 이용한 최적해를 찾는 과정을 보여주고 있다. 수렴 중간 중간에 값이 급격히 변하는 것을 볼 수 있는데 이러한 점들이 바로 돌연변이에 의한 효과들이다. 이러한 돌연변이는 계가 설익는(premature)현상을 막아 주고 전역 최적값(global optimum)을 찾는데 도움을 준다. RSM상에서 얻어진 해를 실제 유동해석을 통해서 검증했으며 결과는 표1에 나와 있다. CI의 경우도 상대적으로 오차가 크긴 하나 실용적으로 받아들이기엔 충분한 정확성을 유지하고 있다. 그림 8는 RSM을 이용한 가상실행의 실효성을 알아보기 위해 실제 MOGA방법을 이용해서 얻은 파레토와 RSM에서 얻은 MOGA를 실행해서 얻은 파레토와 각 설계변수 α, β, γ 축에 대하여 그린 것이다. MACK은 전영역에 걸쳐 분포하고 있고, 두 파레토 집합은 β, γ 에 관해서는 그 경향이 잘 일치 하고 있으며 α 에 관해서 가상실행은 넓은 지역에 분포하나 MOGA는 큰 값으로 약간 치우친 것을 확인할 수 있다. 그러나 이것은 특정한 경향이러기보다는 계산수가 많아짐에 따라 넓은 지역에 분포하면서 생긴 것으로 보이며 대체적인 성향은 비슷함을 알 수 있다.



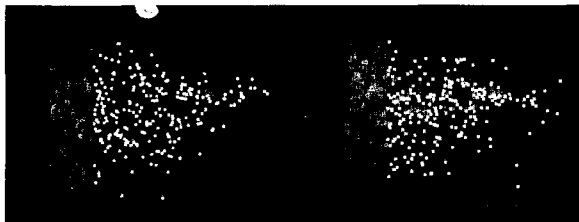
a) flow around trunk(center line)



b) flow downstream($x/L=1.0$)

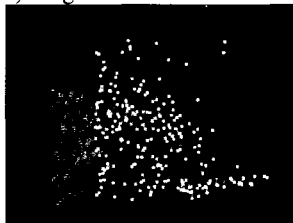
c) flow downstream ($x/L=1.5$)

Fig. 6 Flow field from optimum solution



a) Drag coefficient

b) Lift coefficient



c) Lift coefficient at rear part, Clt

Fig 7 Convergence histories

5. 결론

유동해석 프로그램 STAR-CD와 다목적 최적화 프로그램 Frontier를 이용하여 MIRA Car 모델의 서로 상충되는 목적함수들 사이에서 최적의 해를 얻었다. 기본모델로 “notchback”를 사용해서 얻어진 최적의 형태는 트렁크 부분이 원래의 수평이 아닌 약간 각도를 가지는 형태이다. γ 에 대해서는 원래의 10도보다는 약간 더 큰 11에서 최적값을 가지는 경우가 많았다. α 에 대해서 다양한 값들을 가지며 이는 단지 목적함수가 항력만이 아니라 다른 요소들도 있기 때문인것으로 파악된다. 또한 선택한 유동의 특성을 보면 2차원적인 특성을 많이 내포하고 있다. 이로부터 많은 연산 시간을 필요로 하는 3차원보다 2차원으로 최적화를 하는 것도 계산시간을 최소화하는 좋은 방법이 될 수 있을 것으로 사료된다.

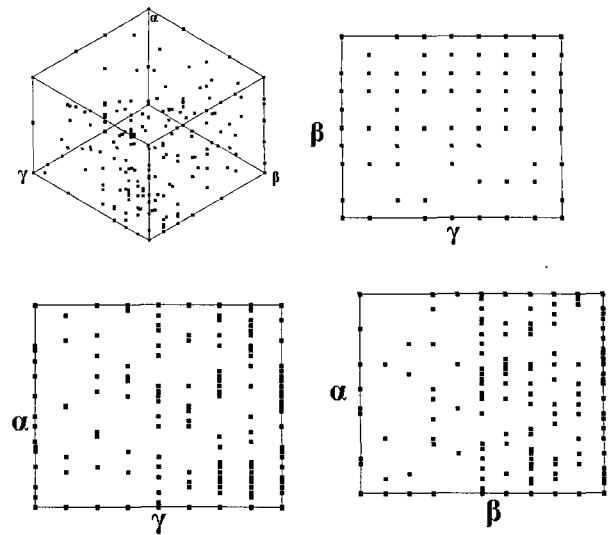


Fig. 8 Comparison of Virtual run, MOGA, and MACK

Blue dot : Virtual run(pareto set), Brown dot : MACK

Red dot : MOGA(pareto set)

참고문헌

- [1] Yoshiyuki, K., Maeda, T., Takagi, M. and Yanagawa, M., “Datsun 280ZX – Integration of Aerodynamics and Appearance,” SAE 800141(1980).
- [2] Nakagawa, K., Fukuda, H., Yanagimoto, K. and China, H., “Improvement of Vehicle Aerodynamics by Wake Control,” 自動車技術會論文集, Vol.27, No.2(1996), pp.96-100.
- [3] Han, T., Hammond Jr., D. C. and Sagi, C. J., “Optimization of Bluff Body for Minimum Drag in Ground Proximity,” AIAA Journal, Vol. 30, No. 4(1992), pp. 882-889.
- [4] 허남건, 김욱, “MIRA Model 후미의 저저항 최적 설계,” 한국전산유체공학회지, 제4권, 제1호(1999), pp.34-40.
- [5] 명현국, 진은주, “MIRA Vehicle Mode 주위의 3차원 난류유동 예측,” 한국자동차공학회 논문집 제6권 제 5호, pp86~96.
- [6] Gaylard, A. P., Baxendale, A. J. and Howell, J. P., “The Use of CFD to Predict the Aerodynamic Characteristics of Simple Automotive Shapes,” SAE Technical Paper 980036.
- [7] 이용호, 노상길, 안호준, “MIRA Reference Car 주위의 외부유동 수치해석”, 대우자동차 기보,1997.
- [8] Rao, S. S., “Engineering Optimization: Theory and Practice,” 3rd ed., Wiley Interscience, 1996.
- [9] Yamamoto, K. and Inoue, O., “New evolutionary direction operator for genetic algorithms,” AIAA Journal, vol.33-10(1995), pp.1990-1993.
- [10] ModeFrontier 2.5 User manual.
- [11] 정영래, 박원규, 박영준, 김종섭, 홍성훈, “3차원 미니벤 형상 주위의 비압축성 점성 유동해석,” 한국전산유체공학회지, 제2권, 제1호(1997), pp.46-53.
- [12] 김대훈, 이강덕, 이명환, “풍동에서 횡풍안정성의 시험방법론과 공력의 영향력,” 한국자동차공학회 춘계학술대회 논문집(2000), pp.626-633.