2556 대한기계학회논문집 A 권, 제 26 권 제 12 호, pp. 2556~2564, 2002

유전 알고리듬과 반응표면을 이용한 천음속 익형의 최적설계

김윤식* · 김종헌* · 이종수†

(2002 년 3 월 7 일 접수, 2002 년 10 월 15 일 심사완료)

Optimization of Transonic Airfoil Using GA Based on Neural Network and Multiple Regression Model

Yunsik Kim, Jonghun Kim and Jongsoo Lee

Key Words : Transonic Airfoil(천음속 익형), Genetic Algorithm(유전알고리듬, GA), Backpropagation Neural Network(오류역전파신경망, BPN), Multiple Regression Model(중회귀분석모형), Computational Fluid Dynamics(전산유체역학, CFD).

Abstract

The design of airfoil had practiced by repeat tests in its first stage, though an airfoil has been designed based on simulations according to techniques of computational fluid dynamics. Here, using of traditional optimization is unsuitable because a state of flux is hypersensitive to the shape of airfoil. Therefore the paper optimized the shape of airfoil in transonic region using a genetic algorithm (GA). Response surfaces are based on back propagation neural network (BPN) and regression model. Training data of BPN and regression model were obtained by computational fluid dynamic analysis using CFD-ACE, and each analysis has been designed by design of experiments

1. 서 론

천음속 영역에서의 익형 설계 방법은 익형의 공력 특성을 결정하는 설계점에서의 익형 위의 압력 분포를 설계자의 경험에 의존하여 미리 설정해 익형의 형상이 이러한 압력 분포를 따라가도록 하는 방법인 역설계법(inverse design)[1]과 목적 함수의 값이 형상 제약이나 성능 제약을 만족하면서 최대치가 되도록 하는 방법인 직접설계법(direct design)의 두 가지 방법으로 나누어진다. 여기서 역설계법은 계산 비용이 직접설계법에 비해 적게 소요되지만 설계점에서의 최적화된 압력분포를 설계자의 경험에만 의존해야 하며, 물리적으로 타당하지 않은 목적 압력 분포일 경우 원하는 익형의 형상을 얻기 어렵다는 점과 다점설계가 어렵다는 단점이 있으며, 직접설계법의 경우 목적함수의 설정이 자유롭고 기존의 해석 코드를 별 수정 없이 사용 할 수가 있으며, 다점설계를 쉽게 수행할 수 있다는 장점이 있지만 상대적으로 계산 시간이 많이 소요되는 단점을 가지고 있다.

이러한 단점을 보완하기 위해 단일 주기 설계법, 근사 최적화 기법이 개발되었다.[2] 그러나, 많은 최적화 알고리듬들이 개발되어 왔음에도 불구하고 천음속 영역의 비선형적인 공력 특성으로 각각의 방법들은 한계를 가지고 있게 된다. 예를 들어, 목적 함수의 구배에 기초한 설계 방법은 설계 공간에서 국소 최적값(local optimal)을 얻을 가능성을 배제할 수 없는 한계가 있다. 따라서, 천음속 영역의 비선형적인 유동특성을 반영할 수 있는 반응표면(response surface)의 구성 및 전역탐색을 통한 익형의 최적설계 방법들이 연구되고 있다. 특히 대표적인 전역탐색에 의한 최적화 기법인 유전 알고리듬(Genetic Algorithm, GA)을 이용한 연구가 진행되었다.

본 연구에서는 유전 알고리듬을 이용하여 양항비(lift-to-drag ratio)를 최적화시킨 익형을 설계하였다. 이때, 천음속 영역의 복잡한 비선형적인 유동

† 책임저자, 회원, 연세대학교 기계공학부
E-mail : jleej@yonsei.ac.kr
TEL : (02)2123-4474 FAX : (02)362-2736
* 회원, 연세대학교 대학원 기계공학과

특성을 반영할 수 있는 반응표면을 구성하기 위해 신경망(neural networks, NN's)과 회기모델(regression model)을 이용하였다. 또한 실험계획법(design of experiment)을 이용하여 선정된 설계점들에 대한 공력해석으로 얻어진 양력과 항력을 훈련데이터로 사용하여 신경망 내의 가중치를 최적화하는 오류역전파신경망(back propagation neural network, BPN)을 이용하였다.

2. 설계문제의 정의

본 연구에서는 익형의 최적설계를 위해 기저익형을 보완하는 방법을 이용하였다. 여기서 기저익형으로는 실제의 익형 설계를 위해 사용되고 있으며, 계산에도 적합한 NACA0012를 사용하였다. 이때 보완된 익형의 형태를 y로 정의하고 식 (1)과 같이 표현한다.

$$y = y_{base} + \sum_{i}^{N} w_i f_i \qquad (1)$$

이때 y_{base}는 기저익형의 형태를 나타내고 f_i는 형상함수(shape function)로 일반적으로 지수함수나 사인함수 등을 이용하며, 본 연구에서는 식 (2)와 같은 지수함수를 사용하였다. Fig. 1은 식 (2)의 형상함수를 나타내었다. 그리고, w_i는 각 형상함수를 기저익형에 선형적으로 중첩 시킬 때 가중치의 개념으로 사용하며 본 연구에서는 최적설계를 위한 설계변수로써 고려한다.

$$f_i = \frac{1}{2} x(1-x)e^{-ix} \qquad i = 1,2,3 \quad (2)$$

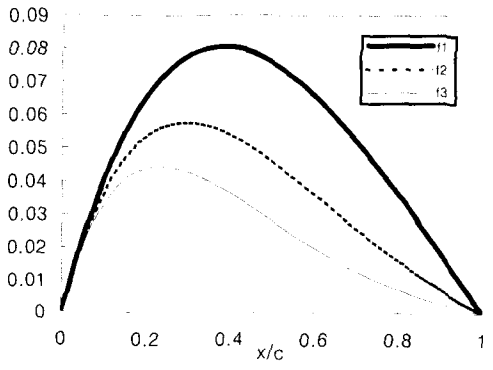

Fig. 1 Shape function

목적함수로는 주어진 비행 조건에서 양력과 항력의 비가 최대가 되도록 하였으며, 이를 수식화하면 식 (3)과 같으며, 식 (4)는 t_{max}/c, 단면적, 가중치의 설계영역을 제한하는 구속조건을 나타낸다

$$\text{minimize} \quad \frac{C_d}{C_l} \qquad (3)$$

$$\text{subject to} \quad 0.1 \le \frac{t_{\max}}{c} \le 0.13$$
$$\Delta A \le 0.1 A_{base}$$
$$-0.1 \le w_i \le 0.1 \qquad i = 1,2,3 \quad (4)$$

여기서 C_l은 양력계수(lift coefficient), C_d는 항력계수(drag coefficient)이고, $t_{\max}$는 익형의 최대두께(thickness)이고, c는 시위(chord)를 나타낸다. 유동 속도는 마하수(Mach number) 0.8, 받음각(angle of attack)은 2°, Re (Reynolds number)는 9×10^6을 고려하였다.

3. 최적설계 방법

3.1 4^3요인 실험

최적화를 수행하기 위하여 필요한 반응표면 생성에 있어서, 회기분석이나 오류역전파신경망에 필요한 훈련데이터는 설계 영역내 임의의 설계점에서의 실제 반응값이어야 한다. 따라서, 본 연구에서는 각 인자의 효과를 충분히 고려할 수 있는 실험을 계획하기 위해 설계변수 3 개에 대해 각각 4 개의 수준을 선정하고 이를 실험계획법을 통해 배치하였다.

Table 1 Design of experiments (4^3 factorial design)

		w_{11}	w_{12}	w_{13}	w_{14}
w_{21}	w_{31}	w_{111}	w_{211}	w_{311}	w_{411}
	w_{32}	w_{112}	w_{212}	w_{312}	w_{412}
	w_{33}	w_{113}	w_{213}	w_{323}	w_{413}
	w_{34}	w_{114}	w_{214}	w_{324}	w_{414}
w_{22}	w_{31}	w_{121}	w_{221}	w_{321}	w_{421}
	w_{32}	w_{122}	w_{222}	w_{322}	w_{422}
	w_{33}	w_{123}	w_{223}	w_{323}	w_{423}
	w_{34}	w_{124}	w_{224}	w_{324}	w_{424}
w_{23}	w_{31}	w_{131}	w_{231}	w_{331}	w_{431}
	w_{32}	w_{132}	w_{232}	w_{332}	w_{432}
	w_{33}	w_{133}	w_{233}	w_{333}	w_{433}
	w_{34}	w_{134}	w_{234}	w_{334}	w_{434}
w_{24}	w_{31}	w_{141}	w_{241}	w_{341}	w_{441}
	w_{32}	w_{142}	w_{242}	w_{342}	w_{442}
	w_{33}	w_{143}	w_{243}	w_{343}	w_{443}
	w_{34}	w_{144}	w_{244}	w_{344}	w_{444}

인자가 3 개이고 각 인자의 수준이 4 일 때 이들 처리 조합의 수는 모두 4^3 으로, 실험의 반복이 없이 이것을 모두 실험하게 되면 총 64 회의 실험이 이루어진다. 세 인자 w_1, w_2, w_3 에 대한 처리 조합은 Table 1과 같다.[3,4]

여기서 각 인자의 수준 1, 2, 3, 4 에 해당하는 본 연구에서의 실제 설계변수의 값은 -0.1, -0.033, 0.033, 0.1 이다.

3.2 익형의 유동특성 해석

3.2.1 전산유체역학

본 연구에서 익형의 유동해석은 천음속 영역에서 수행되었다.

유동장의 해석은 단면이 횡방향으로 2 차원 정상 유동장에 놓인 경우에 대해 이루어 졌다. 해석 도구로는 유한체적법(finite volume method, FVM)을 기반으로 하는 상용소프트웨어인 CFD-ACE Solver[5]를 이용하였으며 2 차원, 점성(viscosity), 압축성(compressible), 정상(steady), 난류모델로는 2 equation 방법 중 하나인 Standard k-ε model, 단면에는 벽면 점착조건(no-slip condition)을 이용하여 해석을 수행하였다.

유동 방정식은 식 (5)의 질량보존(mass conservation) 및 식 (6)의 운동량보존(momentum conservation) 방정식을 기반으로 식 (7)[5]의 연성된(coupled) 수치기법을 이용하여 계산하였다.

$$\frac{\partial \rho}{\partial t}+\frac{\partial}{\partial x_i}(\rho u_i)=0 \tag{5}$$

$$\frac{\partial}{\partial t}(\rho u_i)+\frac{\partial}{\partial x_j}(\rho u_i u_j)=\frac{\partial p}{\partial x_i}+\frac{\partial \tau_{ij}}{\partial x_j}+\rho g_i+F_i \tag{6}$$

$$\frac{\partial}{\partial t}\int_V W dV+\oint [F-G]\cdot dA=\int_V H dV \tag{7}$$

여기서 사용된 기호는 식 (8)과 같다.

ρ = density

u_i = velocity in the i direction

p = static pressure

$\tau_{ij}=\left[\mu\left(\frac{\partial u_i}{\partial x_j}+\frac{\partial u_j}{\partial x_i}\right)\right]-\frac{2}{3}\mu\frac{\partial u_i}{\partial x_i}\delta_{ij}$: stress tensor

ρg_i = gravitational body force

F_i = external body force

E = total energy per unit mass

H = source terms (body force & energy sources)

$$W=\begin{Bmatrix}\rho\\ \rho u\\ \rho v\\ \rho w\\ \rho E\end{Bmatrix},\ F=\begin{Bmatrix}\rho v\\ \rho uv+p_i\\ \rho vv+p_j\\ \rho wv+p_k\\ \rho Ev+pv\end{Bmatrix},\ G=\begin{Bmatrix}0\\ \tau_{x_i}\\ \tau_{y_i}\\ \tau_{z_i}\\ \tau_{ij}v_j+q\end{Bmatrix} \tag{8}$$

3.2.2 NACA 0012 날개주위의 정상유동

본 연구에서 사용된 해석방법을 이용하여 계산한 NACA 0012 날개주위의 유동의 특성값과 실제 실험에 의해 얻은 값을 마하수 0.8, α = 0°, Re = 4×10^6인 경우에 대해 비교 검토하였다. 유동해석을 위한 격자는 Fig. 2에 나타내었다. 해석영역은 C형 격자계로 날개의 앞부분을 원점으로 하였을 때, X 방향으로 -5c ~ +6c, Y 방향으로 -5c ~ +5c 구간을 선정하였다. 날개의 충격파가 예상되는 부분에 격자를 밀집 시켜 유동해석을 하였다. 격자 구성에 사용된 총 노드수는 9445개 이고, 요소의 수는 8920개이다.

Fig. 3에서는 NASA[6]의 실험값과 본 연구에서의 결과를 비교하였다.

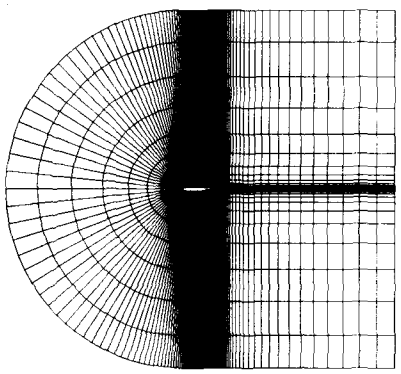

Fig. 2 Computational grid

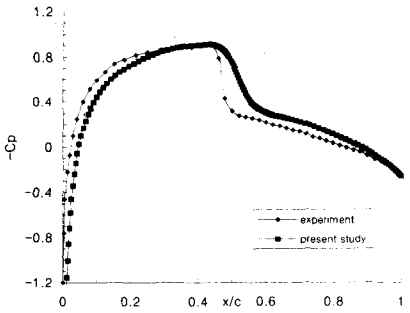

Fig. 3 Pressure coefficient distribution (Ma=0.8, α = 0°, Re = 4×10^6); [6]

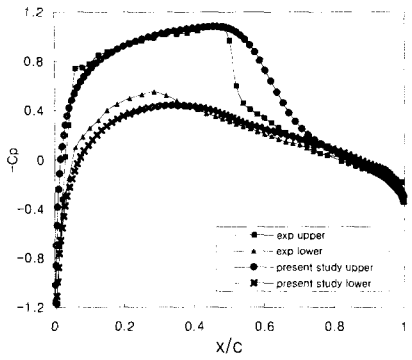

Fig. 4 Pressure coefficient distribution (Ma=0.8, $\alpha = 2°$, $Re = 4\times10^6$); [6]

실험값과는 충격파의 위치에 있어 오차를 보여주고 있으나, 충격파의 형태를 잘 모사하고 있음을 볼 수 있다. 그리고 마하수 0.8, $\alpha = 2°$, $Re = 4\times10^6$ 인 경우의 결과를 Fig. 4에서 NASA의 결과와 본 논문의 결과를 비교하였다. Fig. 4에서는 충격파의 위치에 있어 오차를 보여주고 있으나 충격파의 형태를 잘 모사하고 있음을 볼 수 있다.

3.3 오류역전파신경망

본 연구에서는 GA에 사용할 반응표면을 생성하는 하나의 방법으로 신경망(neural networks, NN's)을 이용하였다. 신경망은 생물학적 뉴런을 모델링한 유닛(unit)들과 그 유닛 사이의 가중치 연결(weighted-connection)들로 이루어지며 각 신경망 모델에 따라 다양한 구조와 독특한 학습 규칙을 갖는다. 각 신경망은 계층별로 그룹화된 뉴런들의 집합으로 구성되어 있다. 입력(input), 중간(hidden layer), 출력(output)의 세 계층으로 이루어져 있으며, 중간계층의 수는 모델링하는 문제의 비선형성에 따라 다양하게 사용될 수 있다. 신경망의 장점은 처리 노드가 많기 때문에 시스템의 부분적인 결함을 갖고 있더라도 전체 시스템은 안정적으로 동작할 수 있으며, 불완전한 입력정보에도 합리적인 반응을 생성할 수 있다. 따라서, 본 연구에서와 같이 복잡한 비선형 시스템의 반응표면으로 사용하기에 적합하다. 그러나 문제에 적합한 신경망을 구성하기 위해 신경망 내부의 가중치를 적절히 조절해 주어야 한다. 이를 위해 Fig. 5 와 같은 오류역전파신경망을 이용하였다.[7]

오류역전파신경망은 출력과 실제값과의 차이를 최소화하도록 내부의 가중치를 최적화하는 방법이다. 이때, 내부의 각 노드에서 사용하는 활성화함수(activation function)는 식 (9)를 사용하였다.[8]

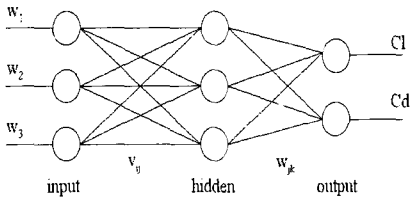

Fig. 5 Architecture of back propagation neural networks

$$f_{act} = \frac{1}{1+e^{-0.9x}} \tag{9}$$

본 연구에서 사용된 신경망은 입력층 노드 3 개, 중간층 노드 3 개, 출력층 노드 2 개를 사용하였다.

3.4 분산분석과 중회귀분석

앞의 기술한 오류역전파신경망(backpropagation neural network, BPN)과는 별도로 본 연구에서는 통계학적인 반응표면을 만들기 위하여 회기분석을 사용하였다. 회기분석에 의한 반응표면을 생성하기에 앞서 4^3 요인으로 64 개의 배치된 실험의 시뮬레이션 데이터를 이용하여 특성치의 산포를 요인별로 분해하여 어느 요인에 따라 큰 산포를 나타내고 있는가를 규명하기 위하여 분산분석(analysis of variance)[3]을 실시하였다. 실험의 반복이 없었으므로 a×b×c 의 교호작용을 오차항으로 하고 분산분석을 실시하였다. Table 2 와 Table 3 은 상용 통계 프로그램 SAS[9]를 이용한 분산분석 결과이다. 여기서, P-value 는 0 에 가까울수록 이에 해당하는 인자가 결과값에 오류 없이 유의한 영향을 준다는 것을 의미하며, F-value 와 t-value 는 각 인자가 결과값에 얼마나 큰 영향을 주는지를 나타내는 값이다.

Table 2 와 Table 3 의 마지막 열에서 나타났듯이 모든 인자의 P-value가 0.05 보다 작으므로 이 데이터들은 유의수준 5%에서 a×b×c 의 교호작용의 효과를 제외한 나머지 효과 즉, 주효과 a, b, c 와 이들의 조합으로 이루어진 교호작용 a×b, a×c, b×c 모든 인자가 항력계수와 양력계수 모두에 유의한 영향을 주고 있다고 볼 수 있으며, 특히 a 인자의 영향이 다른 인자들의 영향에 비하여 월등히 크며 교호작용의 효과 보다는 주효과의 영향이 크다는 사실들을 F-value를 통하여 알 수 있다.

또한, 본 연구에서는 변수(variables)들간의 상호관련성을 찾기 위해 변수들간의 함수 관계를 추구하는 통계적 방법인 중회귀분석 (multiple regression model)기법[10]을 사용하였다. 여기서, 중회귀분석이란 종속변수의 변화를 설명하기 위하여 두 개 이상의 독립변수가 사용되는 회기모형을 말한다.

Table 2 ANOVA of drag-force coefficient by SAS (Error term: w1×w2×w3)

Source	DF	Type III SS	Mean Square	F Value	Pr > F (P-value)
w1	3	0.00391711	0.00130570	1704.22	<.0001
w2	3	0.00282817	0.00094272	1230.45	<.0001
w3	3	0.00214563	0.00071521	933.50	<.0001
w1×w2	9	0.00009260	0.00001029	13.43	<.0001
w1×w3	9	0.00004409	0.00000490	6.39	<.0001
w2×w3	9	0.00002641	0.00000293	3.83	0.0032

Table 3 ANOVA of lift-force coefficient by SAS (Error term: w1×w2×w3)

Source	DF	Type III SS	Mean Square	F Value	Pr > F (P-value)
W1	3	0.01001672	0.00333891	179.18	<.0001
W2	3	0.00484576	0.00161525	92.97	<.0001
W3	3	0.00149704	0.00019901	28.72	<.0001
w1×w2	9	0.00248837	0.00027649	15.91	<.0001
w1×w3	9	0.00105692	0.00011744	6.76	<.0001
w2×w3	9	0.00071165	0.00007907	4.55	0.0010

Table 4 Regression analysis of drag-force coefficient (R^2_{adj}: 99.42)

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > | t | (P-value)
Intercept	1	0.04864	0.00027193	178.87	<.0001
w1	1	0.10493	0.00154	68.27	<.0001
w2	1	0.08924	0.00154	58.06	<.0001
w3	1	0.07771	0.00154	50.56	<.0001
w1×w2	1	0.20362	0.02064	9.86	<.0001
w1×w3	1	0.13749	0.02064	6.66	<.0001
w2×w3	1	0.10357	0.02064	5.02	<.0001
w1×w2×w3	1	-0.05468	0.27721	-0.20	0.8444
w12	1	0.08956	0.02569	3.49	0.0010
w22	1	0.04338	0.02569	1.69	0.0971
w32	1	0.04404	0.02569	1.71	0.0923

Table 5 Regression analysis of lift-force coefficient (R^2_{adj}: 93.93)

Variable	DF	Parameter Estimate	Standard Error	t Value	Pr > | t | (P-value)
Intercept	1	0.38073	0.00134	284.40	<.0001
w1	1	-0.15834	0.00757	-20.93	<.0001
w2	1	-0.11473	0.00757	-15.16	<.0001
w3	1	-0.06485	0.00757	-5.57	<.0001
w1×w2	1	-1.06570	0.10162	-10.49	<.0001
w1×w3	1	-0.66901	0.10162	-6.58	<.0001
w2×w3	1	-0.53086	0.10162	-5.22	<.0001
w1×w2×w3	1	-0.25706	1.36470	-0.19	0.8513
w12	1	-0.93626	0.12645	-7.40	<.0001
w22	1	-0.35959	0.12645	-2.84	0.0063
w32	1	-0.02846	0.12645	-0.23	0.8228

본 연구에서 관심을 두고 있는 천음속 영역에서의 유동특성은 설계변수와 직선적인 관계를 가지기 보다는 곡선관계(curvilinear relationship)을 가질 것이라 예측할 수 있다. 따라서, 본 연구에서는 이차다항회귀모형(second-polynomial regression model)을 사용하였다. 본 연구에서 사용된 이차모형은 식 (10)과 같다.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^{3} \beta_i w_i + \sum_{i \le j}^{3} \beta_{ij} w_i w_j + \varepsilon \qquad (10)$$

where x_i, x_j : 독립변수
β_0, β_i : 회귀계수
$x_i x_j$: 교호작용항
β_{ij} : 교호작용효과계수
ε : 오차

Table 4와 Table 5는 상용 통계 패키지 SAS[9]를 사용하여 각각 항력계수와 양력계수에 대하여 회기분석한 결과를 보여주고 있다.

Table 4 와 Table 5 의 분석 자료에 나타난 결정계수 R^2_{adj}의 값이 0.9942 와 0.9393 의 신뢰도를 가진 모델임을 알 수 있으며, 각 Table 의 마지막 열에서 P-value가 0.05 보다 큰 요인들의 추정계수들의 조합으로 이루어진 회귀함수는 식 (11)과 식 (12)와 같다.

$$\begin{aligned} C_d = {} & 0.08956 w_1^2 + 0.01493 w_1 + 0.08924 w_2 \\ & + 0.07771 w_3 + 0.20362 w_1 w_2 + 0.13749 w_1 w_3 \\ & + 0.10357 w_2 w_3 + 0.04864 \end{aligned} \qquad (11)$$

$$\begin{aligned} Cl = {} & -0.93626 w_1^2 - 0.35959 w_2^2 - 0.15834 w_1 \\ & - 0.11473 w_2 - 0.06485 w_3 - 1.0657 w_1 w_2 \\ & - 0.66901 w_1 w_3 - 0.53086 w_2 w_3 + 0.38073 \end{aligned} \qquad (12)$$

3.5 유전알고리듬

본 연구에서와 같이 제약 조건이 많고 비선형성을 갖는 설계문제에서는 목적함수의 구배 정보를 이용한 일반적인 최적화 방법은 빠른 시간 내에 최적해를 구할 수 있는 반면 초기치에 매우 민감하므로, 유전 알고리듬과 같은 전역 탐색기법을 이용하여 국부적인 최적값으로 수렴하지 않도록 하는 설계방법이 일반적이다.

유전 알고리듬은 홀랜드(John Holland)에 의해 처음 제안되었으며 적자 생존(survival of the fittest)과 유전의 메카니즘을 바탕으로 하는 탐색 알고리듬이다. 다시 말해, 주어진 설계환경에 대한 각 개체(individual)의 적합성 함수(fitness function)의 값이 큰 유전자만을 선택(selection), 교배(crossover)하고 때에 따라서는 돌연변이(mutation)도 하며 우수한 유전형질이 다음 세대에 또다시 전달(reproduction)되게 된다. 따라서 진화(evolution)가 거듭되면 주어진 설계환경에 가장 적합한 개체만이 살아 남게 된다.[11]

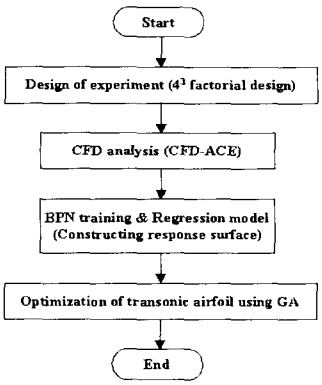

Fig. 6 Flowchart of present optimization method

본 연구에서는 각 세대에 64 개의 개체를 사용하였으며, 총 1000 세대의 진화연산을 수행하였다

3.6 익형의 최적설계 방법

본 연구에서는 먼저 3.1에서 설명한 4^3 요인 배치법을 이용하여 총 64 회의 실험을 설계하였다. 이렇게 계획된 실험에 대해 3.2에서 설명한 전산유체역학적 방법을 통해 해당하는 익형의 양력과 항력을 계산하였다. 이때 선정된 설계변수의 값은 입력값, 양력과 항력을 출력값으로 하는 훈련데이터가 되어 내부의 가중치를 최적화하는데 사용된다. 가중치가 최적화된 신경망과 회귀모델은 유전알고리듬에 사용될 반응표면이 된다. 유전알고리듬의 목적함수와 구속조건은 식 (3)과 식 (4)에서 정의한 것과 같고 반응표면은 적합도 함수로 사용되어 최적의 익형을 탐색하게 된다. 익형의 최적설계 방법을 표현한 전체 흐름도는 Fig. 6에 나타내었다.

4. 결과 및 분석

Table 6 은 NACA0012 의 양력과 항력 및 양항비 등을 나타낸다. 그리고, Table 7과 Table 8은 훈련데이터에 포함되지 않은 8 개의 임의의 테스트 데이터에 대해 각각 오류역전파신경망으로 구성한 반

응표면과 회기분석으로 구성한 반응표면의 반응값과 실제 CFD-ACE를 이용한 결과값을 비교한 것이다. Table 7과 Table 8로부터 본 연구에서 구한 반응표면이 실제의 해석결과와 평균 5% 미만의 오차를 가지고 있음을 확인할 수 있다.

Table 9와 Table 10은 최종적으로 최적화된 설계변수 와 그 때의 양력 및 항력 계수를 나타내고 있다. Table 9와 Table 10의 결과로부터 기존의 익형인 NACA0012에 비교하여 BPN과 회기모델을 통한 반응표면을 이용하여 최적화된 양향비가 기저익형에 비해 모두 37.15% 향상된 것을 볼 수 있다.

Table 11은 Table 9와 Table 10에서 나타낸 설계변수의 최적값들을 이용하여 형성된 익형에 대해 비교한 결과이다. Fig. 7은 Ma = 0.8, $\alpha = 2°$, $Re = 9\times10^6$에서의 BPN을 통한 반응표면을 이용하여 최적화된 익형과 NACA0012의 압력계수의 분포를 비교하였고, Fig. 8은 같은 조건에서 회귀모델을 반응표면으로 하여 최적화를 수행한 익형과 NACA0012의 압력계수 분포를 비교하였다. Fig. 7과 Fig. 8을 통하여 본 최적화된 익형에서는 충격파의 강도가 완화된 것을 알 수 있고, 날개의 윗면 뒤쪽에서 생기는 충격파는 강도가 약간 약해졌고 아랫면 앞부분의 충격파는 거의 없어짐을 알 수 있으며, 두 익형의 C_p 분포가 거의 같음을 볼 수 있다. Fig. 9는 BPN과 회기모델의 반응표면을 이용하여 만들어진 최적화된 익형이며 두 익형의 모양이 거의 일치함을 볼 수 있고, 기저익형 보다 t_{max}/c와 면적이 작아 졌음을 알 수 있으며, 이로 인한 항력의 감소로 인해 양항비가 증가됨을 알 수 있었다.

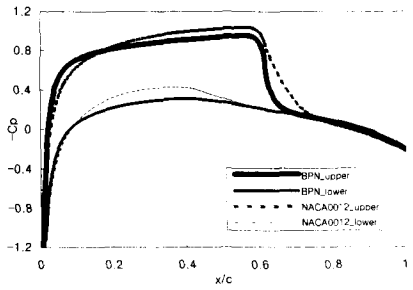

Fig. 7 Cp distribution(in the case of BPN) (Ma=0.8, $\alpha = 2°$, $Re = 9\times10^6$)

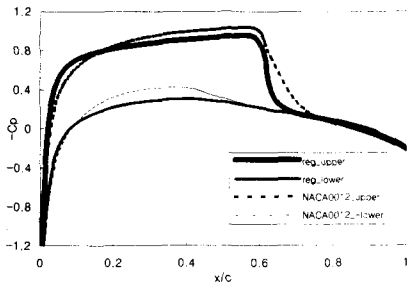

Fig. 8 Cp distribution(in the case of regresssion model) (Ma=0.8, $\alpha = 2°$, $Re = 9\times10^6$)

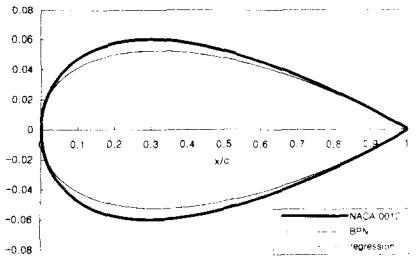

Fig. 9 Optimum shape of airfoil

Table 6 Data of NACA0012

	Ma	α	Area	Cd	Cl	Cl/Cd
NACA0012	0.8	2°	0.0818	0.0486	0.3845	7.91

Table 7 Results by CFD-ACE and respondents of BPN

# of data	CFD analysis		Response of BPN		Difference (%)	
	C_d	C_l	C_d	C_l	C_d	C_l
1	0.0546	0.3730	0.0530	0.3710	3.04	0.54
2	0.0485	0.3822	0.0519	0.3733	-6.98	2.34
3	0.0524	0.3781	0.0504	0.3751	3.83	0.80
4	0.0455	0.3847	0.0442	0.3809	2.81	0.98
5	0.0412	0.3858	0.0395	0.3833	4.16	0.66
6	0.0423	0.3866	0.0416	0.3847	1.46	0.49
7	0.0370	0.3880	0.0366	0.3866	0.88	0.36
8	0.0521	0.3802	0.0505	0.3751	2.91	1.35

Table 8 Results by CFD-ACE and respondents of regression model

# of data	CFD analysis		Response of regression model		Difference (%)	
	C_d	C_l	C_d	C_l	C_d	C_l
1	0.0546	0.3730	0.0549	0.3701	-0.49	0.77
2	0.0485	0.3822	0.0539	0.3744	-11.11	2.05
3	0.0524	0.3781	0.0523	0.3772	0.08	0.24
4	0.0455	0.3847	0.0456	0.3829	-0.25	0.45
5	0.0412	0.3858	0.0414	0.3860	-0.52	-0.04
6	0.0423	0.3866	0.0425	0.3870	-0.54	-0.12
7	0.0370	0.3880	0.0373	0.3887	-1.02	-0.19
8	0.0521	0.3802	0.0516	0.3764	0.82	1.02

Table 9 GA's result using BPN

	w1	w2	w3	Cd	Cl	Cl/Cd
BPN	0.030596	-0.09961	-0.1	0.0335	0.3830	11.44
CFD	0.030596	-0.09961	-0.1	0.0356	0.3855	10.84

Table 10 GA's result using regression model

	w1	w2	w3	Cd	Cl	Cl/Cd
Regression	0.03001	-0.1	-0.09902	0.0353	0.3894	11.04
CFD	0.03001	-0.1	-0.09902	0.0356	0.3855	10.84

Table 11 The comparison of BPN and regression model

	Diff. of Cd(%)	Diff. of Cl(%)	Diff. of ratio(%)	area	Diff. of area(%)	Max t/c
BPN	5.81	0.64	-5.49	0.0737	9.90	0.1045
Regression	0.84	-1.00	-1.86	0.0737	9.95	0.1049

5. 결 론

천음속 유동장에서 양항비의 최적화 문제를 신경망과 회귀분석에 의한 표면 반응법과 유전 알고리듬을 통하여 수행하고 이를 비교하였다. 따라서 반응표면법이 비선형적인 특성을 갖는 천음속 유동 영역에서도 전역 최적화 기법의 적용이 가능함을 확인하였다. 그리고, 주어진 구속 조건 내에서 BPN과 회귀분석을 통한 반응표면을 이용하여 기저 익형의 양항비를 모두 37.15%의 향상시킨 최적화된 익형을 도출하였다. 그러나 본 연구에서는 식 (4)에 표현된 한정된 구속조건으로 인하여 Fig. 7과 Fig. 8에서 여전히 충격파가 존재하고 있으며 이러한 충격파를 제거하기위해서는 더 광범위한 영역에서의 최적화 연구가 이루어져야 할 것이다.

후 기

본 연구는 한국과학재단 지정 최적설계신기술 연구센터의 연구비지원으로 수행되었습니다.

참고문헌

(1) Byun, Y., Lee, J. and Lee, Y., 1998, "Subsonic/Transonic Airfoil Design Using an Inverse Method," The transaction of KSCFE, Vol. 3, No. 1, pp. 46~53.

(2) Ahn, J. and Lee, D., 1997, "Application of Genetic Algorithm to Multi-Point Transonic Airfoil Design," Transactions of the KSASS, Vol. 25, No. 3, pp. 10~15.

(3) Park,. S, 2000, *Design of Experiments*, Minyoung Publishing Company, Seoul, Korea.

(4) Montgomery, D. C., 2001, *Design and Analysis of*

Experiments, Jhon Wiley & Sons, Inc, New York.
(5) CFD Research Corporation, 2000, *CFD-ACE (U)™ Modules manual version 6.2*, CFD Research Corporation, Oslo, Norway,.
(6) Peter M.Hartwich and Raymond E. Mineck, 1996, "Effect of Full-Chord porosity on Aerodynamic Characteristics of the NACA 0012 Airfoil," *NASA Technical Paper 3591*, Aplil, pp. 1~89.
(7) Gary L. Lebby and Michael J. Cook, 1998, "An Optimal Design Method for Multilayer Feedforward Networks," *Proceedings of the Thirtieth Southeastern Symposium*, Morgantown, WV, pp. 507~511.
(8) Chuen-Tsai Sun and Jyh-Shing Roger Jang, 1997, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*, Prentice-Hall International, Inc..
(9) Han, J., Joe, J. and Park, B., 1998, Analysis of Statistical Data using *SAS*, Kyowoo Publish Company, Seoul, Korea.
(10) Park, S, 2001, *Regression Analysis*, Minyoung Publishing Company, Seoul, Korea.
(11) Jang, M. 1999, "Genetic Algorithm Based Design of Transonic Airfoils," MS Thesis in Mechanical Engineering, Yonsei University, Seoul, Korea.