

역복사 해석을 위한 혼합형 유전알고리즘에 관한 연구

김기완[†]·백승욱*·김만영**

A Hybrid Genetic Algorithms for Inverse Radiation Analysis

Ki Wan Kim, Seung Wook Baek and Man Young Kim

Key Words: Inverse radiation analysis(역복사 해석), Hybrid genetic algorithms(혼합형 유전 알고리즘), Parameter estimation(파라미터 추정), Irregular geometry(비직교 형상), Wall emissivities(벽 방사율), Finite-volume method(유한 체적법)

Abstract

A hybrid genetic algorithm is developed for estimating the wall emissivities for an absorbing, emitting, and scattering media in a two-dimensional irregular geometry with diffusely emitting and reflecting opaque boundaries by minimizing an objective function, which is expressed by the sum of square errors between estimated and measured temperatures at only four data positions. The finite-volume method was employed to solve the radiative transfer equation for a two-dimensional irregular geometry. The results show that a developed hybrid genetic algorithms reduce the effect of genetic parameters on the performance of genetic algorithm and that the wall emissivities are estimated accurately without measurement errors..

1. 서 론

역열전달(inverse heat transfer) 해석이란 주어진 경계 및 초기 조건을 가지고 형상내의 온도나 열유속 분포를 구하는 기존의 직접적 접근(direct approach) 방법과는 다르게 특정한 열유속이나 온도분포를 얻기 위한 열전달 물성치나 경계 조건들을 구하는 역접근적(inverse approach) 방법을 말한다. 직접적 접근 방법의 경우 설계자가 자신이 원하는 결과를 얻을 수 있는 시스템을 설계하기 위해 임의의 조건에서 그 결과가 나올 때까지 반복 계산하여 나온 결과 중에 최선의 것을 선택

하게 되지만, 역접근적 방법을 이용하면 설계자가 원하는 결과를 얻을 수 있는 최적의 설계조건을 찾을 수 있어 효율적일 뿐 아니라 반복계산에 대한 시간과 수고를 절약할 수 있는 장점이 있다. 역복사해석에 관한 최근의 연구 동향은 다음과 같이 크게 2가지로 나눌 수 있다⁽¹⁾. 첫째는, 내부의 온도나 경계에서의 복사강도를 몇 개의 점에서 관측하고 이 관측 값을 가지고 흡수, 산란 계수, 방사율등과 같은 복사열전달 물성치를 추정(estimation)하는 것인데, 관측값에 오차가 있을 경우, 오차의 크기나 광학거리등의 조건들이 물성치 추정의 정확도에 미치는 영향에 대한 연구가 최근 십년간 활발히 진행되어 왔다⁽²⁻⁵⁾. 둘째는, 설계자가 원하는 온도분포나 열유속 분포를 얻기 위한 경계조건을 찾거나 형상에 대한 최적 설계를 하는 것으로 이에 대한 연구가 최근 새롭게 주목을 받고 있다⁽⁶⁾. 물성치 추정에 관한 역복사해석은 실험측정값과 계산결과와의 오차를 최

[†] 한국과학기술원 대학원 항공우주공학전공

E-mail : wan23@shinbiro.com

TEL : (042)869-3754 FAX : (042)869-3710

* 한국과학기술원 항공우주공학전공

** 현대자동차 승용디젤엔진시험팀

소화하는 최적화의 형태로 구현될 수 있다. 즉, 우리가 알고자 하는 열전달 물성치를 설계변수로 하고, 측정값들과 계산결과와의 오차들의 합을 목적함수로 정의한 후, 이 목적함수 값을 최소화 하는 설계변수를 찾는다면 그때의 값이 우리가 알고자 하는 물성치에 근접한 값이 되는 것이다.

최적화에 쓰이는 알고리즘으로는 켈레구배법(the conjugate gradient method)⁽²⁾나 최소자승법(the least square method)⁽⁴⁾와 같은 구배(gradient) 정보를 이용하는 방법들이 많이 이용되고 있다. 이 방법들은 구배 정보를 이용하기 때문에 목적함수의 형태에 많은 영향을 받는다. 다윈의 자연선택 설을 기초로 하고 있는 유전알고리즘은 목적함수를 최적화하는데 구배 정보를 사용하지 않기 때문에 목적함수의 형태에 관계없이 다양한 파라미터 추정에 사용되어 좋은 성능을 보여주고 있고⁽⁶⁻⁹⁾, 역복사 해석에도 적용되어 적용가능성을 보여주었다⁽³⁾. 혼합형 유전알고리즘은 유전알고리즘이 안고 있는 단점들, 즉, 최적점 근처에서의 미세조정(fine local tuning) 능력 부족 및 유전알고리즘의 성능이 교배확률, 변이확률, 해집단의 수 등과 같은 유전 파라미터에 많은 영향을 받는 문제를 해결하기 위해서 기존의 유전 알고리즘에 지역최적화알고리즘을 추가한 형태를 말한다^(8,10).

본 논문에서는 새로운 혼합형 유전 알고리즘을 제안하고 이차원 비직교 좌표계에서 4개의 온도 관측값을 가지고 벽면 방사율들(wall emissivities)을 구하는 역복사해석에 적용하여 지역 최적화 알고리즘이 유전 파라미터의 성능에 대한 영향을 줄이는지와 경계 방사율 추정능력을 통해 그 성능을 검증 하려 한다.

2. 이론 해석

2.1 혼합형 유전 알고리즘

유전알고리즘(GA)은 공간탐색능력이 뛰어나지만 최적점 근처에서 최적점까지 도달하는데 많은 시간이 소요된다. 이는 유전 연산들이 확률적으로 일어나기 때문에 최적점 근처에서의 미세조정(fine tuning) 기능이 떨어지기 때문이다. 이를 보완하기 위해 다양한 방법들(Hybrid GA, Parallel GA, Coevolution, Echo 등)이 연구되고 있는데, 이중 혼합형 유전알고리즘(Hybrid GA)은 유전연산을 거친 해집단들에 지역 최적화 알고리즘을 적용하는 방식이다. Hybrid GA는 GA의 미세조정

능력을 향상시키고 수렴 시간을 단축시키고 유전 파라미터에 대한 영향을 줄이는 장점이 있지만, 미세조정에 이용되는 지역 최적화 알고리즘(Local optimization algorithm, LOA)의 공간 탐색 범위에 큰 영향을 받으며 각 해들에 대한 함수값 계산(fitness evaluation)이 첨부되기 때문에 GA의 다른 구성 요소들에 비해 계산시간이 소요된다⁽¹¹⁾.

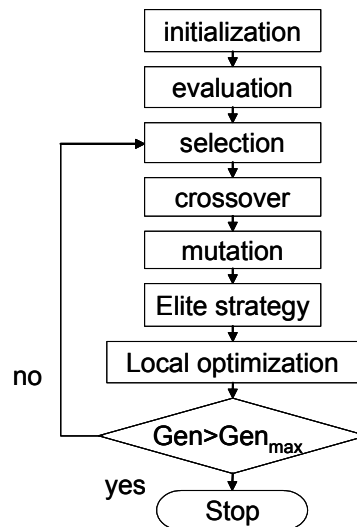


Fig. 1. the algorithm of HGA

본 연구에서는 계산 시간 단축을 위해 해집단(population)의 수를 10으로 하고 엘리트전략(Elite Strategy)을 통해 한 세대에서 품질이 가장 좋은 해에게만 LOA를 적용하며 LOA의 공간 탐색 범위를 세대수의 증가에 따라 조절하는 새로운 형태의 Hybrid GA를 제안한다. 알고리즘은 그림 1과 같고, 사용된 유전연산자는 다음과 같다. 탐색체 표현은 실수형 표현을 사용하였으며, 선택(selection)은 품질비례선택 방법 중에서 해들의 다양성확보를 위해 제안된 확률보편샘플링(Stochastic Universal Sampling)을 사용하였고, 교차(crossover)는 BLX- α 산술교차($\alpha=0.5$)를 사용하였으며, 변이(mutation)은 시간이 지남에 따라 교란의 정도를 감소시키는 비균등변이(non-uniform mutation)를 사용 하였는데, 이 연산이 지역최적화와 유사한 작업을 하게 된다. 이러한 유전연산이 끝나면 엘리트 전략으로 그 세대에서 가장 품질이 좋은 해를 따로 보관하고, 이 해에게만 LOA를 적용하였다. LOA는 비균등변이에서 사용한 식(1)과 식(2)를 가지고 각각의 세대에서 이동 폭을 구하고, 이동 폭만큼 각각의 유전자들을 이동시켜 함수값을 구한 뒤 엘리트보다 좋은 함수값이면 이 유전자들로 엘리트를 대체하는 방식이다. 결과적으로,

지역최적화 작업을 변이연산과 LOA에서 2번하게 된다.

$$\dot{v}_k = \begin{cases} v_k + \Delta(t, UB - v_k) \\ v_k - \Delta(t, v_k - LB) \end{cases} \quad (1)$$

$$\Delta(t, y) = y \left(1 - r^{(1 - \frac{t}{T})^p}\right) \quad (2)$$

여기서, t 는 세대수, T 는 총세대수, r 은 난수 (random number), y 는 이동폭, LB 와 UB 는 유전자 v 의 상한값과 하한값, b 는 사용자 정의 상수로 본 연구에서는 1을 사용하였다.

2.2 유한체적복사법

임의의 위치(\vec{r}) (\vec{s}) , 방사 및 산란하는 매질의 복사강도는 다음 식(3) + 같은 복사전달 방정식을 따른다. ,

$$\frac{1}{\beta_o} \frac{dI(\vec{r}, \vec{s})}{ds} + I(\vec{r}, \vec{s}) = (1 - w_o) I_b(\vec{r}) + \frac{w_o}{4\pi} \int_{\Omega' = 4\pi} I(\vec{r}, \vec{s}') \Phi(\vec{s}' \rightarrow \vec{s}) d\Omega' \quad (3)$$

여기에서, $\beta_o = \kappa_o + \sigma_s$ 는 투과계수(extinction coefficient), $w_o = \sigma_s/\beta_o$ 는 산란알베도이며, $\Phi(\vec{s}' \rightarrow \vec{s})$ 는 입사방향 \vec{s}' 에서 산란방향 \vec{s} 로 향하는 복사강도에 대한 산란위상함수로써 본 연구에서는 다음과 같이 Legendre 다항식 근사를 사용한다.

$$\Phi(\vec{s}' \rightarrow \vec{s}) = \Phi(\cos \Psi) = \sum_{j=0}^J C_j P_j(\cos \Psi) \quad (4)$$

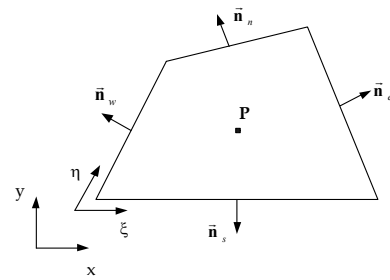
여기에서 Ψ 는 산란각, C_j 는 팽창계수, j 는 산란함수의 차수를 나타낸다. 한편, 확산적으로 방사 및 반사하는 벽면을 떠나는 복사강도는 다음의 식처럼 방사 및 반사된 복사 강도의 합으로 표현된다. ,

$$I(r_w, s) = \epsilon_w I_b(r_w) + \frac{1 - \epsilon_w}{\pi} \int_{s' \cdot n_w} I(r_w, s') |s' \cdot n_w| d\Omega' \quad (5)$$

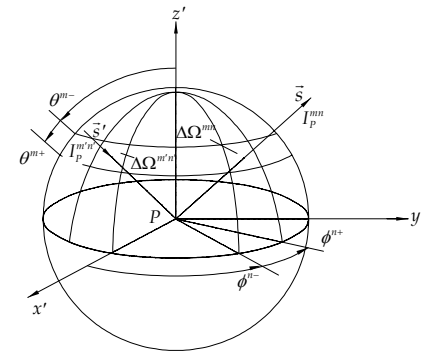
차분식을 얻기 위해서 식 (3)을 그림 2에 도시된 검사체적과 검사각도에 대하여 적분하고 검사체적과 검사각도 내에서 복사강도의 크기가 일정하다는 가정을 하면 다음과 같은 유한체적 공식을 얻을 수 있다.

$$\sum_{i=c,w,n,s} I_i^{mn} \Delta A_i D_{ci}^{mn} = \beta_o (-I^{mn} + S_R^{mn})_P \Delta V \Delta \Omega^{mn} \quad (6a)$$

여기에서,



(a)



(b)

Fig. 2. Schematics of (a) control volume and (b) control angle.

$$D_{ci}^{mn} = \int_{\theta^{m-}}^{\theta^{m+}} \int_{\phi^{m-}}^{\phi^{m+}} (\vec{s} \cdot \vec{n}_i) \sin \theta d\theta d\phi \quad (6b)$$

$$\vec{s} = \sin \theta \cos \theta \vec{e}_x + \sin \theta \sin \theta \vec{e}_y \quad (6c)$$

$$\vec{n}_i = n_{x,i} \vec{e}_x + n_{y,i} \vec{e}_y \quad (6d)$$

$$S_R^{mn} = (1 - w_o) I_b + \frac{w_o}{4\pi} \int_{\Omega = 4\pi} I^{m'n'} \Phi_{m'n' \rightarrow mn} d\Omega \quad (6e)$$

$$\Delta \Omega^m = \int_{\theta^{m-}}^{\theta^{m+}} \int_{\phi^{m-}}^{\phi^{m+}} \sin \theta d\theta d\phi \quad (6f)$$

격자점의 복사강도로부터 검사면에 있는 복사강도를 표현하기 위해서는 보간법이 필요하다. 본 연구에서는 가장 간단하면서도 물리적으로 타당한 양의 복사강도(positive intensity)를 가지도록 하는 계단차분법(step scheme)을 사용하였고, 결과적으로 최종 차분식을 다음과 같이 얻을 수 있다 (12).

$$a_P^{mn} I_P^{mn} = \sum_{I=E,W,N,S} a_I^{mn} I_I^{mn} + b_P^{mn} \quad (7a)$$

$$a_I^{mn} = -\Delta A_i D_{ci,in}^{mn} \quad (7b)$$

$$a_P^{mn} = \sum_{i=c,w,s,n} \Delta A_i D_{ci,out}^{mn} + \beta_o \Delta V \Delta \Omega^{mn} \quad (7c)$$

$$b_P^{mn} = (\beta_o S_R^{mn})_P \Delta V \Delta \Omega^{mn} \quad (7d)$$

여기에서,

$$D_{ci,out}^{mn} = \int_{\Delta\Omega^{mn}} (\vec{s} \cdot \vec{n}_i) d\Omega \quad \vec{s} \cdot \vec{n}_i > 0 \quad (7e)$$

$$D_{ci,in}^{mn} = \int_{\Delta\Omega^{mn}} (\vec{s} \cdot \vec{n}_i) d\Omega \quad \vec{s} \cdot \vec{n}_i < 0 \quad (7f)$$

경계조건인 식 (5), 즉, 확산적으로 방사 및 반사하는 벽면을 떠나는 복사강도는 다음의 식처럼 차분된다.

$$I_w^{mn} = \epsilon_w I_{bw} + \frac{1 - \epsilon_w}{\pi} \sum_{\vec{s} \cdot \vec{n}_w < 0} I_w^{m'n'} |D_{cw,\epsilon}^{m'n'}| \quad \vec{s} \cdot \vec{n}_w > 0 \quad (8a)$$

여기에서 $D_{cw,\epsilon}^{mn}$ 은 벽면에서의 방향가중치로서 복사강도가 벽면에서 내부 매질로 떠날 때 양의 값이 된다.

$$D_{cw,\epsilon}^{mn} = \int_{\Delta\Omega^{mn}} (\vec{s} \cdot \vec{n}_w) d\Omega \quad \vec{s} \cdot \vec{n}_w < 0 \quad (8b)$$

3. 결과 및 고찰

3.1 역복사 해석 절차

역복사 해석을 그림 3과 같이 흡수, 방출 및 산란 하는 회체 가스로 채워진 2차원 비직교 형상에서 수행하였다. 먼저, 온도 측정값을 얻기 위해 직접적 접근 방법으로 다음과 같이 주어진 경계조건에서 내부 온도를 구하였다. 벽의 온도와 벽면 방사율은 각각 $T_w=1000K$ 와 $\epsilon_w=0.7$ 이고, 내부에 있는 흡수, 방출 및 산란 하는 매질의 흡수 계수와 산란계수는 각각 $\kappa_a=0.5m^{-1}$ 와 $\sigma_a=0.5m^{-1}$ 이며, 단위체적당 비복사(non radiative) 생성에너지는 $S_{nr} = 5kW/m^3$ 이다. 본 예제에서는 $(N_x \times N_y) = 10 \times 10$ 의 공간 격자계와 $(N_\theta \times N_\phi) = 4 \times 20$ 의 각도 격자계를 사용하였고, 온도분포를 구하기 위해 다음의 에너지 방정식을 사용하였다⁽¹²⁾.

$$\nabla \cdot q_r = \beta_o (1 - w_o) \left(4\pi I_b - \sum_{n=1}^{N_\theta} \sum_{m=1}^{N_\phi} I^{mn} \Delta\Omega^{mn} \right) = S_{nr} \quad (9)$$

위의 절차를 통해 구해진 온도 분포 중에서 그림 3에 도시되어 있는 4개의 측정점에서의 온도 값을 측정값으로 정하고, 벽면 방사율을 제외한 다른 물리량과 경계조건을 알고 있다고 가정한 상황에서 다음과 같은 목적 함수를 정의하고 그 함수값을 Hybrid GA를 통해 최소화함으로써 벽면 방사율을 추정하게 된다.

$$f = \sum_{i=1}^4 (T_{i,measured} - T_{i,estimated})^2 \quad (10)$$

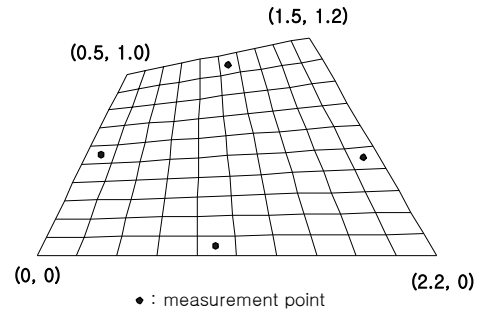


Fig. 3. Schematics of the physical system and the position of four measurement points.

3.2 혼합형 유전 알고리즘 성능 검증

개발된 Hybrid GA를 2차원 비직교 형상에서의 벽면 방사율 추정에 적용하여 그 성능을 검증하였다. 검증 내용으로는 LOA가 최적점 근처에서의 미세조정능력을 향상시키고, 유전 알고리즘의 성능에 대한 교배확률, 변이확률, 해집단의 수 등과 같은 유전 파라미터의 영향을 줄여 주는지를 살펴보았다.

그림 4는 LOA를 포함했을 때와 포함하지 않았을 때의 GA의 성능을 각각 보여준다. 3개의 다른 초기값, 즉, 다른 난수 종자(random seed)를 가지고 독립적으로 수행하였고, LOA를 포함한 GA가 더 작은 최소값을 찾는 것과 난수 종자에 더 종속적임을 알 수 있는데, 이는 LOA가 난수 종자에 종속이기 때문으로 사려 된다. 이로써 Hybrid GA가 최적점 근처에서 미세 조정 능력을 향상시킴을 검증할 수 있었다.

교배확률이 Hybrid GA의 성능에 미치는 영향을 여러 교배확률에서의 해집단들의 평균 함수값(average fitness)과 엘리트 해의 최고 함수값(best fitness)으로 비교하여 살펴보았다. 그림 5에서 보는 바와 같이 여러 교배확률에서 성능의 차이가 무시할 만함을 알 수 있었고, 이를 통해 Hybrid GA가 교배확률의 영향을 줄여줌을 알 수 있다.

같은 방법으로 변이확률이 Hybrid GA에 미치는 영향을 알아보았다. 그림 6에서 평균 함수값은 작은 변이확률에서 더 작은 것 같지만, LOA의 영향으로 최고 함수값은 비슷한 성능을 보임을 알 수 있다. 이로써 LOA가 GA의 성능에 대한 변이확률의 영향을 줄여줌을 확인할 수 있었다.

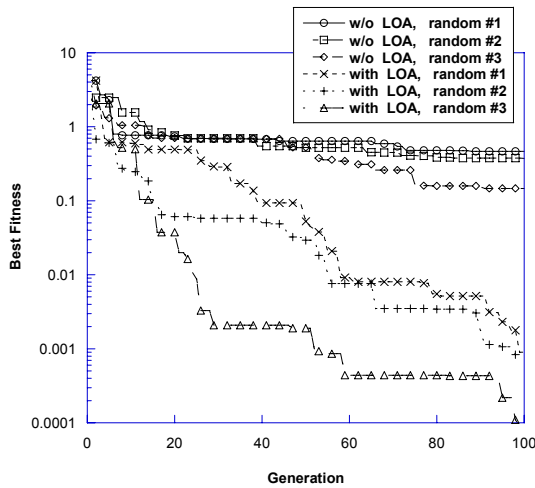


Fig. 4. Comparison of Best fitness between GA without LOA and GA with LOA for different random seeds.

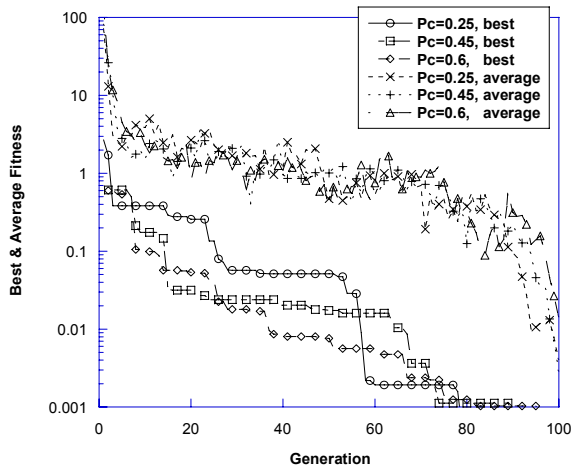


Fig. 5. Best & average fitness histories for various probabilities of crossover.

일반적으로 GA는 해집단의 수에 비례하여 계산 시간이 증가한다. 그림 7에서 보는바와 같이 LOA의 영향으로 가장 작은 해집단의 수, 10에서 가장 좋은 성능을 보여주고 있지만, 평균 함수값이 다른 해집단의 수의 경우보다 엘리트해에 영향을 많이 받아서 변동(fluctuation)이 심함을 알 수 있다. 본 결과와 계산 시간을 고려하여 역복사해석을 위한 해집단의 수를 10으로 정하였다.

LOA에서 엘리트 해의 유전자들의 이동폭이 최대 세대수와 현재 세대수와의 비(radius)의 범위안에서 무작위로 정해지기 때문에 최대 세대수가 미리 정해져야 한다. 최대 세대수 또한 계산 시간과 비례하기 때문에 최대 세대수가 GA의 성능에 미치는 영향을 알아보았다. 그림 8에서 보는

바와 같이 최대 세대수가 100이상에서 좋은 성능을 보여줌을 알 수 있었고, 본 결과와 계산 시간을 고려하여 역복사해석을 위한 최대 세대수를 100으로 정하였다.

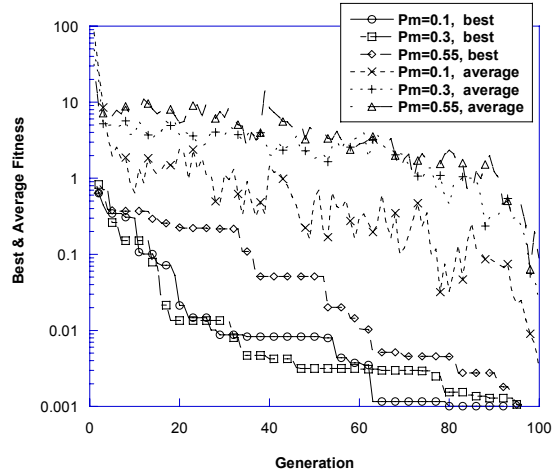


Fig. 6. Best & average fitness histories for various probabilities of mutation.

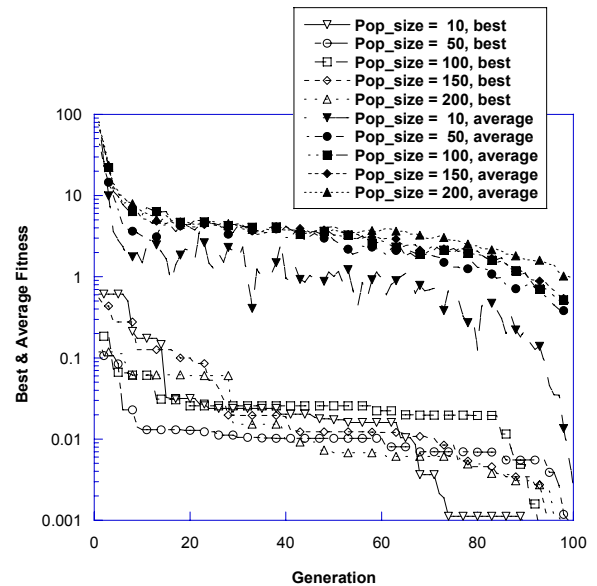


Fig. 7. Best & average fitness histories for different population sizes.

3.3 벽면 방사를 추정

앞에서 검증한 Hybrid GA를 가지고 2차원 비직교 좌표계에서 4개의 온도 관측값을 가지고 벽면 방사율들을 추정하였고, 그 결과는 표 1과 같다. LOA가 난수 종자에 종속적임으로 다른 초기값으로 5번 독립 수행하고 그 값들의 평균값을 표 1에 나타내었다. 관측값의 오차가 없다고 가정할 때 4개의 벽면 방사율을 정확히 추정함을

알 수 있다.

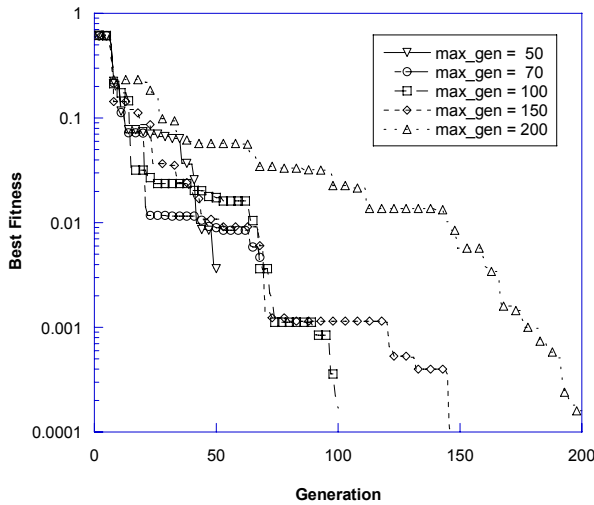


Fig. 8. best fitness histories for various maximum generation numbers.

Table 1 Estimated emissivities & relative errors.

	범위	참값	추정치	상대오차(%)
ϵ_1	0-1	0.7	0.7003	0.04
ϵ_2	0-1	0.7	0.7015	0.21
ϵ_3	0-1	0.7	0.6991	0.13
ϵ_4	0-1	0.7	0.7001	0.01

4. 결론

본 논문에서는 새로운 Hybrid GA를 제안하고 그 성능을 검증한 후, 2차원 비직교 좌표계에서 4개의 온도관측값을 가지고 벽면 방사율들(wall emissivities)을 구하는 역복사 해석에 적용하였다. 교배확률 및 변이확률, 최대 세대수, 해집단의 수를 변화시켜 가면서 유전 파라미터들이 Hybrid GA의 성능에 미치는 영향을 알아보았는데, LOA가 유전 파라미터들의 영향을 줄여줄 수 있고, 관측값들의 오차가 없다고 가정할 때 4개의 벽면 방사율을 정확히 추정함을 알 수 있다.

참고문헌

- (1) França, F. R., Howell, J. R., Ezekoye, O. A., and Morales, J. C., 2002, "Inverse Design of Thermal Systems," *Advances in Heat Transfer*, 36, Elsevier, pp. 1~110.
- (2) Li, H. Y., and Ozisik, M. N., 1993, "Inverse radiation problem for simultaneous estimation of te

perature profile and surface reflectivity," *J. Thermophys. Heat Transfer*, Vol. 7, pp. 88~93.

- (3) Li, H. Y., and Yang, C. Y., 1997, "A genetic algorithm for inverse radiation problems," *Int. J. Heat Mass Transfer*, Vol. 40, pp. 1545~1549.
- (4) Ou, N. R., and Wu, C. H., 2002, "Simultaneous estimation of extinction coefficient distribution, scattering albedo and phase function of a two-dimensional medium," *Int. J. Heat Mass Transfer*, Vol. 45, pp. 4663~4674.
- (5) Zhou, H. C., Hou, Y. B., Chen, D. L., and Zheng, C. G., 2002, "An inverse radiative transfer problem of simultaneously estimating profiles of temperature and radiative parameters from boundary intensity and temperature measurements," *J. Quant. Spect. Rad. Transfer*, Vol. 74, pp. 605~620.
- (6) Ertürk, H., Ezekoye, O. A., and Howell, J. R., 2002, "The application of an inverse formulation in the design of boundary conditions for transient radiating enclosures," *J Heat Transfer*, Vol. 124, pp. 1095~1102.
- (7) Carroll, D. L., 1996, "Chemical laser modeling with genetic algorithms," *AIAA Journal*, Vol. 34, pp. 338~346.
- (8) Park, T. Y., and Froment, G. F., 1998, "A hybrid genetic algorithm for the estimation of parameters in detailed kinetic models," *Computer Chem Engng*, Vol. 22, pp. S103~S110.
- (9) Giacobbo, F., Marseguerra, M., and Zio, E., 2002, "Solving the inverse problem of parameter estimation by genetic algorithms: the case of a groundwater contaminant transport model," *Annals of Nuclear Energy*, Vol. 29, pp. 967~981.
- (10) Kang, S. J., Kim, K. W., Ryu, K. W., and Song, K. J., "A study on the wind turbine blade optimization and Pitch control using the hybrid genetic algorithm", *J. KSAS*, Vol.30, No.6, pp. 7~13.
- (11) Moon, B. R., 2001, *Genetic Algorithms, dasung*, pp. 101~103.
- (12) Kim, M. Y. and Baek, S. W., 1996, "Prediction of radiative heat transfer in a three-dimensional gas turbine combustor with the finite-volume method," *Trans. of KSME (B)*, Vol. 20, No. 8, pp. 2681~2692.