

<학술논문>

DOI <http://dx.doi.org/10.3795/KSME-B.2014.38.9.747>

ISSN 1226-4881(Print)  
2288-5234(Online)

# 반발 입자 군집 최적화 알고리즘을 이용한 표면복사 물성치의 역추정에 관한 연구

이 균 호\* · 김 기 완\*\*

\* 세종대학교 기계항공우주공학부 항공우주공학전공, \*\* 국방과학연구소

## Inverse Estimation of Surface Radiation Properties Using Repulsive Particle Swarm Optimization Algorithm

Kyun Ho Lee\* and Ki Wan Kim\*\*

\* Dept. of Aerospace Engineering, School of Mechanical and Aerospace Engineering, Sejong Univ.,  
\*\* Agency for Defense Development

(Received April 17, 2014 ; Revised July 1, 2014 ; Accepted July 14, 2014)

**Key Words:** Surface Radiation(표면복사), Inverse Estimation(역추정), Particle Swarm Optimization Algorithm (입자 군집 최적화 알고리즘), Genetic Algorithm(유전 알고리즘)

**초록:** 광자(Photon)이나 전자기파(Electromagnetic Wave) 등의 형태로 직접 열을 전달하는 특징을 가지고 있는 복사열전달은 중간 매질의 열전달 관여여부에 따라 표면복사(Surface Radiation)와 기체복사(Gas Radiation)의 형태로 구분될 수 있다. 본 연구에서는 원통 형상에서의 표면복사에 대해 미지의 복사물성치들을 역해석 방법을 이용해 역추정하였다. 이때, 효율적인 역해석을 위해 반발 입자 군집 최적화(Repulsive Particle Swarm Optimization, RPSO) 알고리즘을 역해석 기법으로 채택하였다. 이로부터 얻은 해의 수렴성과 정확도 등을 기존의 유전알고리즘(GA) 결과와 비교해 봄으로써, 표면복사 현상에 대한 역해석의 적용 가능성을 고찰하고자 하였다.

**Abstract:** The heat transfer mechanism for radiation is directly related to the emission of photons and electromagnetic waves. Depending on the participation of the medium, the radiation can be classified into two forms: surface and gas radiation. In the present study, unknown radiation properties were estimated using an inverse boundary analysis of surface radiation in an axisymmetric cylindrical enclosure. For efficiency, a repulsive particle swarm optimization (RPSO) algorithm, which is a relatively recent heuristic search method, was used as inverse solver. By comparing the convergence rates and accuracies with the results of a genetic algorithm (GA), the performances of the proposed RPSO algorithm as an inverse solver was verified when applied to the inverse analysis of the surface radiation problem.

- 기호설명 -

$dF_{i-j}$  : 형상 계수

$E_b$  : 흑체 방출능

$H$  : 조사,  $W/m^2$

$J$  : 복사방출량,  $W/m^2$

$N$  : 측정점의 개수

$q''$  : 열유속,  $W/m^2$

$R$  : 측면 벽의 반경, m

$T$  : 온도, K

그리스문자

$\epsilon$  : 벽 방사율

$\rho$  : 반사율

$\sigma$  : Stefan-Boltzmann 상수

상첨자

\* : 무차원 값

† Corresponding Author, [khlee0406@sejong.ac.kr](mailto:khlee0406@sejong.ac.kr)

하첨자

ref : 기준값

## 1. 서 론

열전달의 한 형태인 복사열전달은 전도나 대류와는 달리 온도 구배가 존재할 때 고체나 유체 등의 중간 매질을 거치지 않고 공간 내에서 광자(Photon)이나 전자기파(Electromagnetic Wave) 등의 형태로 열을 전달하는 특징을 가지고 있다. 따라서, 복사 열전달은 특히 보일러, 노, 가스 터빈 및 로켓엔진과 같은 추진 기관, 연소실 등 고온 환경을 동반한 에너지 시스템에서의 주된 열전달 모드로 작용한다.<sup>(1)</sup> 이러한 복사열전달은 중간 매질의 열전달 참여여부에 따라 표면복사(Surface Radiation)와 기체복사(Gas Radiation)의 형태로 구분될 수 있다. 표면복사는 물체의 표면과 표면사이의 복사열전달만을 고려하는 모드로서, 표면과 표면 사이에는 진공 혹은 복사에너지의 통과에 전혀 간섭하지 않는 완전 투명한 매질로 채워져 있는 경우에 적합하다. 이와 반면에 기체복사는 중간 매질이 복사에너지의 흡수, 산란 혹은 방출 등의 형태로 열전달에 참여하는 현상을 해석하기 위해 적용된다.<sup>(1)</sup>

한편, 역열전달 문제 역시 열전달 모드에 따라 역전도, 역대류 및 역복사 해석으로 나뉘 수 있으며, 특히 역복사의 경우 복사 측정값을 이용해 미지의 복사 열전달 물성치를 추정하는 연구가 주로 수행되고 있다.<sup>(1,2)</sup> 이때, 역열전달 문제의 최종해는 측정오차에 상당히 영향을 받는 ill-posed된 특성을 가지고 있으므로 안정적으로 해를 수립시키기 위해서는 대표적으로 공액구배법(conjugate gradient method) 같은 반복법을 사용하고 있다.<sup>(2)</sup> 하지만, 공액구배법은 기울기 정보를 구하기 위해 별도의 민감도 방정식의 해를 구해야 하므로 상호 의존성이 큰 다수의 파라미터들을 동시에 추정하는 경우에는 오히려 불안정한 결과를 주거나 많은 반복이 필요하게 된다. 이러한 이유로 최근에는 임의의 해집단으로부터 전역 최적값(global optimum)을 탐색할 수 있는 진화알고리즘을 적용하는 사례가 증가하고 있는데, 대표적으로 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA), 입자 군집 최적화(particle swarm optimization, PSO), simulate annealing 알고리즘이 있다.<sup>(3~5)</sup>

Kim 등<sup>(6)</sup>은 GA에 지역 최적화 알고리즘(local

optimization algorithm, LOA)을 결합하여 수렴성을 향상시킨 혼합형 유전 알고리즘(hybrid genetic algorithm, HGA)을 이용하여 원통 형상에서의 계측 및 설계문제에 대해 역해석을 수행하였다. Chang 등<sup>(7)</sup>도 비정상 일차원 열분해 과정에서 탄화물의 화재 물성치들을 추정하기 위해 GA를 적용하기도 하였다. 한편 기체복사의 역해석 문제와 관련하여 Becceneri 등<sup>(8)</sup>은 최근 최적화 분야에서 중요성이 부각되고 있는 PSO를 이용해 1차원 평판 사이의 기체복사 물성치를 역추정함으로써 기존의 유전 알고리즘을 대체할 수 있는 가능성을 제시하였다. 또한 Lee 등<sup>(9)</sup>은 2차원 비직교 형상에서의 벽면 방사율과 기체의 복사물성치들을 효율적으로 추정하기 위해 반발 입자 군집 최적화(repulsive particle swarm optimization, RPSO) 방법을 도입하였다. 반면에 표면복사의 역해석 문제의 경우 기존 연구문헌들을 검토한 결과, PSO를 이용한 연구가 기체복사 문제에 비해 활발하게 진행되지 않은 것으로 조사되었다.

따라서, 본 연구에서는 PSO 알고리즘에 기반을 둔 반발 입자 군집 최적화 알고리즘(RPSO)을 이용하여 표면복사 현상에서 미지의 복사물성치를 역추정하는 역경계해석(inverse boundary analysis)을 시도하였다. RPSO로부터 얻은 해의 수렴성과 정확도 등을 검증하기 위해 유전알고리즘(HGA)을 이용하여 원통 형상에서의 표면복사에 대해 역해석을 수행한 기존 결과와 비교하였으며, 궁극적으로는 이를 통해 표면복사 문제에 대해 RPSO 알고리즘의 역해석 특성과 효율성 및 적용 가능성을 고찰하고자 하였다.

## 2. 표면복사 지배방정식

복사열전달 물성치 추정 문제에 대해 RPSO와 HGA를 역해석 기법으로 적용시, 각 알고리즘의 특성을 비교하기 위해 Kim 등<sup>(6)</sup>이 적용한 Fig. 1 원통 형상의 표면복사 문제를 고려하였다. 이때, 모든 벽면은 확산적으로 방사 및 반사하고, 미소 면적들로 나누어져 있으며, 각각 온도와 방사율을 가지고 있다.

벽면의 임의의 미소 면적에서 방출되는 복사방출량(radiosity)를 계산하기 위해서 총 에너지 교환법(net energy exchange method)을 채택하였고, 자세한 절차는 다음과 같다.<sup>(6)</sup> 우선, 본 연구에 사용된 형상 길이를 다음과 같이 무차원화할 수 있다.

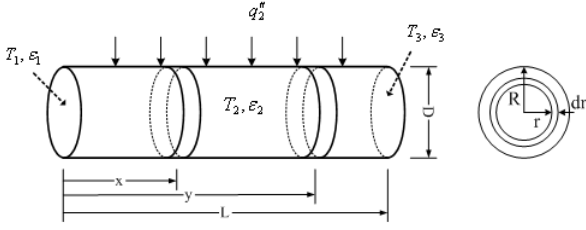


Fig. 1 Schematic of cylindrical configuration

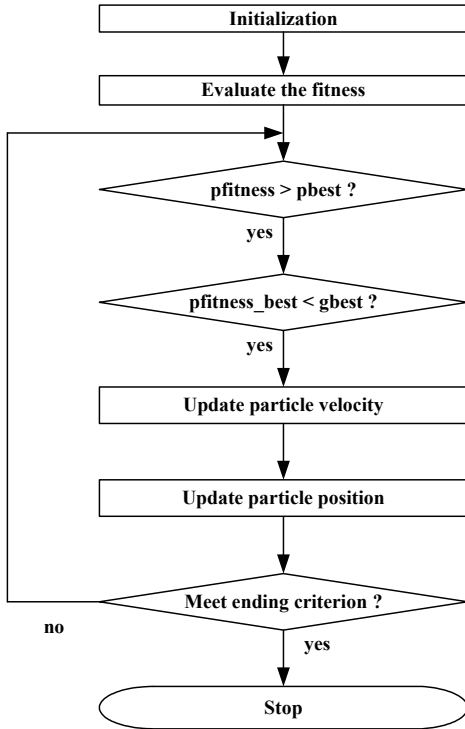


Fig. 2 Flowchart of particle swarm optimization

$$\zeta = \frac{x}{D}, \quad n = \frac{y}{D}, \quad l = \frac{L}{D}, \quad r^* = \frac{r}{R}$$

이때, 표면 1에서의 복사방출량(radiosity)  $J$ 와 조사(irradiation)  $H$ 는 식 (1a)와 (1b)로 정의할 수 있다.

$$J_1(r_1^*) = \varepsilon_1 \sigma T_1^4 + \rho_1 H_1(r_1^*) \quad (1a)$$

$$H_1(r_1^*) = \int_{n=0}^l J_2(n) dF_{r_1-d_2} + \int_{r_3^*=0}^1 J_3(r_3^*) dF_{r_1-r_3} \quad (1b)$$

$\varepsilon$ 와  $\rho$ 는 각각 벽방사율과 반사율을 나타내며,

$dF_{r_1-d_2}$ 과  $dF_{r_1-r_3}$ 는 표면 1의 미세면적에서 표면 2와 3의 미세면적으로 향하는 형상계수로서 다음의 식 (1c)와 (1d)로 정의된다.<sup>(6)</sup>

$$dF_{r_1-d_2} = \frac{8\zeta(4\zeta^2 + r_1^{*2} - 1)}{\{(4\zeta^2 + r_1^{*2} + 1)^2 - 4r_1^{*2}\}^{3/2}} d\zeta \quad (1c)$$

$$dF_{r_1-r_3} = \frac{2R^* l^2 (l^{*2} + R^{*2} + 1)}{\{(l^{*2} + R^{*2} + 1)^2 - 4R^{*2}\}^{3/2}} dR^* \\ = \frac{1}{r_1^*} \left[ \frac{2R^* l^2 (l^{*2} + R^{*2} + 1)}{\{(l^{*2} + R^{*2} + 1)^2 - 4R^{*2}\}^{3/2}} \right] dr_3^* \quad (1d)$$

여기서,  $R^* = \frac{r_3^*}{r_1^*}$ ,  $l^* = \frac{2l}{r_1^*}$ 이다.

같은 방법으로 표면 2와 표면 3에서의 복사방출량 및 조사와 형상계수를 식 (2a)~식 (3d)에 정의하였다.

$$J_2(\zeta) = \varepsilon_2 \sigma T_2^4 + \rho_2 H_2(\zeta) \quad (2a)$$

$$H_2(\zeta) = \int_{n=0}^l J_2(n) dF_{d_2-d_n}(|n-\zeta|) \\ + \int_{r_1^*=0}^1 J_1(r_1^*) dF_{d_2-r_1} + \int_{r_3^*=0}^1 J_3(r_3^*) dF_{d_2-r_3} \quad (2b)$$

$$dF_{d_2-d_n}(|n-\zeta|) =$$

$$\left[ 1 - \frac{|n-\zeta|\{2(|n-\zeta|)^2 + 3\}}{2\{(|n-\zeta|^2) + 1\}^{3/2}} \right] dn \quad (2c)$$

$$dF_{d_2-r_{1,3}} =$$

$$\frac{4\zeta(4\zeta^2 + r_{1,3}^{*2} - 1)}{\{(4\zeta^2 + r_{1,3}^{*2} + 1)^2 - 4r_{1,3}^{*2}\}^{3/2}} r_{1,3}^* dr_{1,3}^* \quad (2d)$$

$$J_3(r_3^*) = \varepsilon_3 \sigma T_3^4 + \rho_3 H_3(r_3^*) \quad (3a)$$

$$H_3(r_3^*) = \int_{n=0}^l J_2(n) dF_{r_3-d_2} \\ + \int_{r_1^*=0}^1 J_1(r_1^*) dF_{r_3-r_1} \quad (3b)$$

$$dF_{r_3-d_3} = \frac{8\zeta(4\zeta^2 + r_3^{*2} - 1)}{\{(4\zeta^2 + r_3^{*2} + 1)^2 - 4r_3^{*2}\}^{3/2}} d\zeta \quad (3c)$$

$$\begin{aligned} dF_{r_3-r_1} &= \frac{2R^* l^2 (l^2 + R^{*2} + 1)}{\{(l^2 + R^{*2} + 1)^2 - 4R^{*2}\}^{3/2}} dR^* \\ &= \frac{1}{r_3^*} \left[ \frac{2R^* l^2 (l^2 + R^{*2} + 1)}{\{(l^2 + R^{*2} + 1)^2 - 4R^{*2}\}^{3/2}} \right] dr_1 \end{aligned} \quad (3d)$$

여기서,  $R^* = \frac{r_1^*}{r_3^*}$ ,  $l^* = \frac{2l}{r_3^*}$  이다.

본 연구에서는 Fredholm 적분방정식으로 잘 알려진 위의 식들을 수치적으로 정확히 계산하기 위해 Kim<sup>(6)</sup> 등이 수행한 Nystrom 방법을 채택하였다. 위의 식들로부터 표면의 미세면적에서 방출되는 복사방출량을 계산한 후에 이 값들을 식 (4)에 대입함으로써, 벽면으로부터의 열유속을 계산하였다.<sup>(6)</sup>

$$q''(\zeta) = \frac{\varepsilon(\zeta)}{1 - \varepsilon(\zeta)} \{ E_b(\zeta) - J(\zeta) \} \quad (4)$$

이때,  $E_b(\zeta) = \sigma T^4(\zeta)$ 는 흑체 방출능(black body emissive power),  $\sigma$ 는 Stefan-Boltzmann 상수이다.

### 3. 진화알고리즘

#### 3.1 혼합형 유전 알고리즘(HGA)

유전 알고리즘(GA)은 다윈의 진화론에 근거한 탐색기법으로서 조상세대로부터 좋은 값을 가지는 해들을 자연적으로 선택(selection)한 후에 수학적으로 모사한 교배(crossover)와 돌연변이(mutation) 연산을 통해 더 좋은 해들을 산출하여 후속세대로 전달한다. 이러한 과정을 정해진 세대수만큼 반복 계산함으로써 최적의 해를 찾게 되는 것이다. 기존의 유전 알고리즘은 주어진 영역 내에서 해와 근접한 값을 빠르게 탐색한다는 장점을 가지고 있다. 반면에 수학적으로 모사된 유전 연산들은 근본적으로 확률론에 기반하기 때문에 최적값 부근에서의 미세 조정 능력이 임의적이라는 특성을 가진다. 따라서, 최종 해로 수렴하기까지는 많은 시간이 소요된다는 단점이 존재한다. 이를 개선하기 위해 엘리트 전략을 통한 세대에서 품질이 가장 좋은 해에게만 지역 최

적화 알고리즘(local optimization algorithm, LOA)을 적용함으로써 계산시간을 단축한 혼합형 유전 알고리즘(HGA)이 개발되었다.<sup>(6)</sup> 지역 최적화 알고리즘은 식 (5)와 (6)로부터 각각의 세대에서 이동 폭을 구하고, 그 이동 폭만큼 각각의 유전자들을 이동시켜 적합도를 평가한 뒤 엘리트 값보다 좋은 값이면 이 유전자들로 엘리트를 대체하는 방식이다.<sup>(6)</sup>

$$v_k' = \begin{cases} v_k + \Delta(t, UB - v_k) \\ v_k + \Delta(t, LB - v_k) \end{cases} \quad (5)$$

$$\Delta(t, y) = y(1 - r^a), \quad a = \left(1 - \frac{t}{T}\right)^b \quad (6)$$

HGA에 대한 추가적인 상세설명은 참고문헌 (6)을 참고하기 바란다.

#### 3.2 반발 입자 군집 최적화(RPSO) 알고리즘

입자 군집 최적화(PSO) 알고리즘은 군집(swarm)을 이루어 이동하는 철새나 곤충들이 서로의 정보를 공유하면서 먹이를 찾아가는 과정을 모사하기 위하여 Kennedy와 Eberhart<sup>(4)</sup>에 의해 개발된 새로운 진화알고리즘이다. PSO의 계산과정기본 흐름도를 Fig. 2에 제시하였으며, 기본적으로 다음과 같이 크게 세 단계로 구성된다.<sup>(9)</sup>

(1) 입자들의 초기 위치와 속도를 최적화하고자 하는 변수들의 최대, 최소 범위 안에서 임의로 생성한다.

(2) 현재 스텝  $k$ 에서의 위치, 속도 정보와 목적 함수 값을 이용하여  $k+1$ 번째의 속도 벡터를 식 (7)을 이용해 갱신한다.

$$v_{k+1}^i = w v_k^i + c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 r_2 (p_k^g - x_k^i) \quad (7)$$

여기서  $r_1, r_2$ 는 0과 1사이의 난수(random number)이고  $w$ 와  $c_1$  및  $c_2$ 는 각각 관성 가중치(inertia factor), 자기 신뢰계수(self confidence factor), 군집 신뢰계수(swarm confidence factor)이다. 그리고  $p_k^i$ 는  $i$ 번째 입자의 현재까지의 최적 위치로 인지적 기여도(cognitive contribution)이며,  $p_k^g$ 는  $k$ 번째 스텝까지 군집의 최적 위치로 사회적 기여도(social contribution)라고 한다. 즉  $k+1$ 번째 스텝에서  $i$ 번째 입자의 속도 벡터는  $k$ 번째 스텝까지 자신의 최적 위치뿐만 아니라 전체 군집의

Table 1 Comparison of inverse estimation results

Estimated Parameter	Case 1 ( $T_{1,3}^* = 0.5$ )		Case 2 ( $T_{1,3}^* = 0.5, \epsilon_2 = 0.9$ )	
	HGA <sup>(6)</sup>	RPSO	HGA <sup>(6)</sup>	RPSO
$T_1^*$ (Rel. Error %)	0.49884 (0.232)	0.50011 (0.022)	0.49688 (0.624)	0.50017 (0.034)
$T_3^*$ (Rel. Error %)	0.49875 (0.25)	0.50000 (0.00)	0.49755 (0.490)	0.50017 (0.034)
$\epsilon_2$ (Rel. Error %)	-	-	0.89955 (0.050)	0.90013 (0.014)
Averaged Relative Error (%)	0.241	0.011	0.388	0.027
Time (sec)	18.28	14.94	20.59	14.63

최적 위치 정보가 반영되어 갱신되게 된다.

(3)  $i$ 번째 입자의  $k+1$ 번째 위치는 2)에서 구한 속도 벡터를 이용하여 식 (8)과 같이 새로운 값으로 갱신한다.

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \cdot \Delta t \quad (8)$$

이때 단위시간  $\Delta t = 1$ 로 가정하였다.

기존의 진화알고리즘에 비해 계산방식이 비교적 간단하며, 효율적으로 해를 찾을 수 있다는 특징을 가지고 있다. 반면에 해공간이 방대하고 지역 최적값이 많은 복잡한 최적화 문제에 기존의 PSO 알고리즘을 적용할 경우 입자들의 군집이 지역 최적값으로 조기 수렴(premature convergence)함으로써 전역 최적값을 찾기가 어려워지기도 한다. 이러한 단점을 개선하기 위해 식 (7)의 속도 벡터에서 전체 군집의 최적 위치 대신 식 (9)와 같이 임의로 선택한 입자들의 최적 위치를 이용한 방법을 반발 입자 군집 최적화(RPSO) 알고리즘이라고 한다.<sup>(9)</sup>

$$v_{k+1}^i = wv_k^i + ar_1(p_k^i - x_k^i) + br_2w(p_k^j - x_k^i) + cr_3wz \quad (9)$$

여기서  $r_1, r_2, r_3$ 는 0과 1사이의 난수이고  $w$ 는 관성 가중치이다.  $z$ 는 입자들의 탐색성능을 향상시키기 위해 도입된 임의속도(random velocity) 성분이며, 계수  $c$ 를 이용하여 그 효과를 조절할 수 있다. 그리고  $p_k^i$ 는  $i$ 번째 입자의 현재까지의 최적 위치이고,  $p_k^j(j \neq i)$ 는 군집 내에서 임의로 선택한  $j$ 번째 입자의 현재까지의 최적 위치를 나타낸다.

즉, 자신의 최적 위치뿐만 아니라 다른 입자들의 최적 위치 정보를 반영함으로써 해집단이 지역 최적값으로 일방적으로 수렴하는 것을 방지함과 동시에 새로운 영역을 탐색할 수 있다. 따라서 기존의 PSO 알고리즘에 비해 공간 탐색능력이 뛰어나므로 복잡한 최적화 문제에서 전역 최적값을 보다 효율적으로 찾을 수 있다는 장점이 있다.<sup>(9)</sup>

## 4. 결과 및 고찰

### 4.1 역해석 문제

기존 연구결과와의 비교를 위해 Fig. 1의 원통형상에서 표면 1과 3의 미세 면적은 20개, 표면 2는 70개를 동일하게 적용하였다.<sup>(6)</sup>

또한, 각 표면의 경계온도와 표면 방사율도 다음과 같이 동일하게 정의하였다.<sup>(6)</sup>

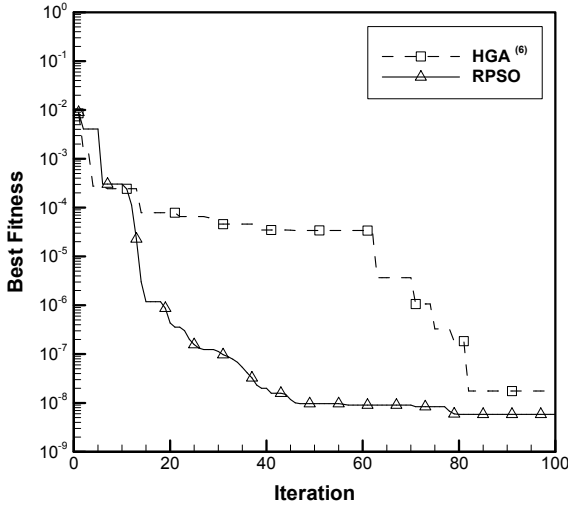
$$T_1 = T_3 = \frac{T_{ref}}{2}, T_2 = T_{ref} \quad (10a)$$

$$\epsilon_1 = \epsilon_2 = \epsilon_3 = 0.9 \quad (10b)$$

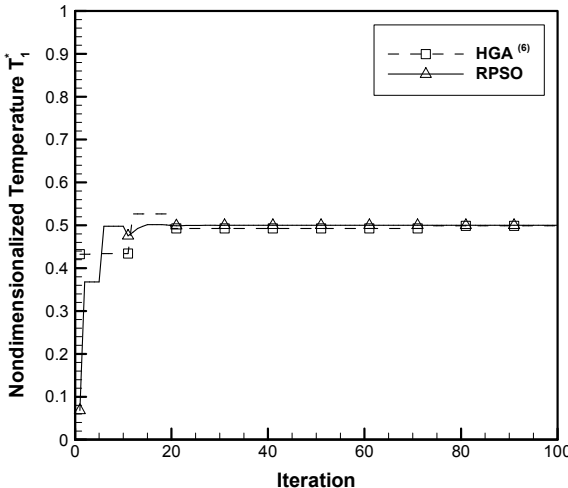
또한, 최종 수치해석으로 얻은 온도와 열유속 계산결과는 식 (11)과 같이 무차원화 하였다.<sup>(6)</sup>

$$T_i^* = \frac{T_i}{T_{ref}}, \quad q_i^* = \frac{q_i}{\sigma T_{ref}^4} \quad (11)$$

한편, 역해석 해의 정확도를 비교하기 위해 식 (12)와 같이 측정된 무차원 열유속 값  $q_{i,measured}^*$ 와 역해석을 통해 역추정한 무차원 열유속 값



(a) Best fitness



(b) Non-dimensional temperature  
( $T_1^* = 0.5$ )

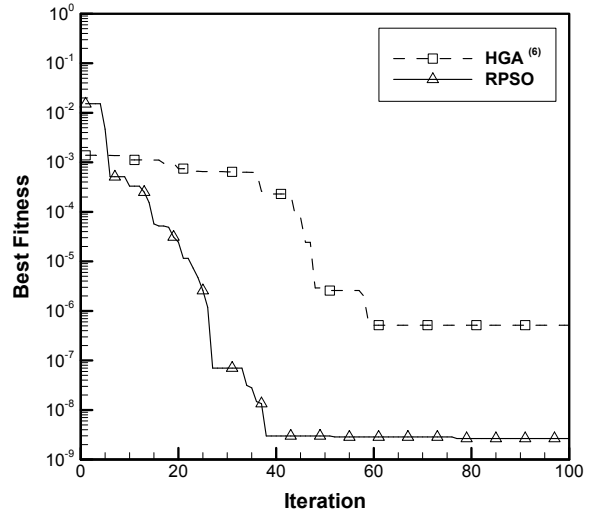
Fig. 3 Comparison of performance between HGA and RPSO algorithms (Case 1)

$q_{i,estimated}^*$ 의 차이의 제곱합으로 목적함수를 정의하였으며<sup>(6)</sup>, 이 목적함수를 최소화함으로써 정확한 해를 추정하기 위해 RPSO와 HGA 알고리즘을 역해석 기법으로 적용하였다.

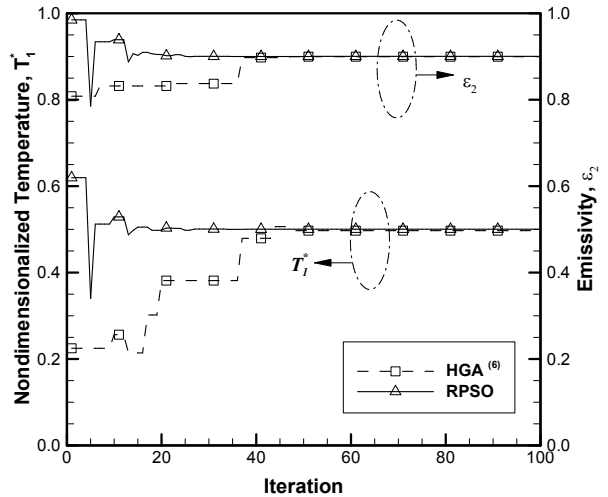
$$f = \sum_{i=1}^N (q_{i,measured}^* - q_{i,estimated}^*)^2 \quad (12)$$

이때, 표면 2에서  $N$ 개의 미소면적에 대해 직접 문제로부터 계산한  $q_{i,measured}^*$ 를 가상적인 측정값(simulated measurement)으로 이용했으며, 이 측정값들에 대해서 측정오차는 없다고 가정하였다.

이러한 절차에 따라 본 연구에서는 측정오차가 0인 열유속 측정값으로부터 역해석을 통해 미지의 표면온도와 벽면 방사율 값들을 2가지 경



(a) Best fitness



(b) Non-dimensional temperature and emissivity  
( $T_1^* = 0.5, \epsilon_2 = 0.9$ )

Fig. 4 Comparison of performance between HGA and RPSO algorithms (Case 2)

우로 나누어 추정했다. 이를 통해 HGA와 RPSO로부터 얻은 수렴도와 추정된 값들의 정확도 및 소요된 계산시간을 비교함으로써 각 진화알고리즘의 역해석 특성과 장단점을 분석하였다.

#### 4.2 $T_1^*$ 과 $T_3^*$ 의 동시추정 (Case 1)

Case 1에서는 표면 2에서 측정된 열유속을 이용해 무차원 벽면 온도  $T_1^*$ 과  $T_3^*$ 를 동시에 추정하였다. 해집단의 수를 10으로 고정했을 때, RPSO와 HGA의 최고 적합도(best fitness) 결과를 Fig. 3(a)와 같이 비교하였다. 그림에서 보듯이 반복계산을 100번까지 수행하는 동안 HGA는 초기에 비교적 완만한 기울기를 유지하면서 천천히  $10^{-4}$ 가

**Table 2** Inverse estimation results using RPSO for different measurement errors

Estimated Parameter	Case 1 ( $T_{1,3}^* = 0.5$ )		Case 2 ( $T_{1,3}^* = 0.5, \epsilon_2 = 0.9$ )	
	$\sigma_{st} = 0.001$	$\sigma_{st} = 0.005$	$\sigma_{st} = 0.001$	$\sigma_{st} = 0.005$
$T_1^*$ (Rel. Error %)	0.49858 (0.284)	0.49265 (1.470)	0.50031 (0.062)	0.49258 (1.484)
$T_3^*$ (Rel. Error %)	0.49957 (0.086)	0.49928 (0.144)	0.50435 (0.870)	0.50292 (0.584)
$\epsilon_2$ (Rel. Error %)	-	-	0.90171 (0.190)	0.89722 (0.309)
Averaged Relative Error (%)	0.185	0.807	0.374	0.792

지 수렴하다가 60번 이후에 급격히  $10^{-7}$  수준까지 최고 적합도가 감소하는 것을 보여준다. 반면에 RPSO는 초기계산부터 급격하게 최적값을 찾아가면서 약 50번만에 최고 적합도가 HGA보다 낮은  $10^{-8}$  수준까지 도달하는 것을 알 수 있다.

다음으로 각 알고리즘이 미지의 벽면 온도  $T_1^*$ 를 탐색해 가는 과정을 Fig. 3(b)와 같이 살펴본 결과, RPSO는 초기값 0.068부터 시작해 약 5회의 계산만에 실제 해인 0.5로 빠르게 수렴한 반면에 HGA는 최적값 부근에서 해 탐색을 시작했음에도 불구하고 70회 계산이 진행되더라도 큰 변동 없이 실제 해를 천천히 탐색해 나가는 것을 알 수 있다. 이러한 성능의 차이는 각 알고리즘의 탐색 방법에서 기인하는 것으로 유추된다. 즉 RPSO 방법은 최적값에 가장 근접한 입자를 따라 나머지 입자들이 이동하면서 더 좋은 해를 탐색해 나가기 때문에 조상세대의 해를 확률적으로 조합하여 새로운 후속세대의 해를 도출하는 GA 방법보다 최적값 근처에서의 미세 조정 능력이 뛰어난 것으로 판단된다.<sup>(9)</sup> 따라서, RPSO가 HGA보다 더 빠르게 실제 해를 탐색한다고 할 수 있다. 동일한 결과를 나머지 벽면온도  $T_3^*$  추정 과정에서도 확인할 수 있었다. 또한, 각 알고리즘이 역추정한 온도값들을 Table 1에 제시하였다. 비교 결과 두 알고리즘 모두 실제 해인 0.5를 추정하였으며, RPSO가 HGA보다 평균상대오차가 약 20배로 줄어든 정확도가 크게 향상된 값을 예측하는 것으로 확인되었다.

#### 4.3 $T_1^*$ , $T_3^*$ 및 $\epsilon_2$ 의 동시 추정 (Case 2)

Case 2에서는 무차원 벽면 온도  $T_1^*$ 과  $T_3^*$ 와 표면 2의 벽면 방사율  $\epsilon_2$ 을 동시에 추정하였다. Fig. 4(a)와 같이 RPSO와 HGA의 최고 적합도 (best fitness) 비교 결과, Case 1에서와 유사한 경향을 보이는 것으로 나타났다. 즉, HGA는 60번만에 천천히  $10^{-6}$  수준까지 수렴한 반면에 RPSO는 초기계산부터 급격하게 최적값을 찾아가면서 약 40번만에 최고 적합도가  $10^{-8}$  수준까지 빠르게 도달하였다.

각 알고리즘이 미지의 벽면 온도  $T_1^*$ 와 벽면 방사율  $\epsilon_2$ 를 탐색해 가는 결과도 앞의 경우에서 봤듯이 HGA보다 RPSO가 계산 초기부터 실제 해로 상당히 빠르게 수렴해 가는 것으로 확인되었다 (Fig. 4(b)). 또한, Table 1의 각 진화 알고리즘이 예측한 추정값들을 비교해보면, HGA에 비해 RPSO가 정확도가 10배 이상 향상된 결과를 탐색할 수 있는 것을 검증하였다.

#### 4.4 계산시간 비교

본 연구에서 비교한 두 진화 알고리즘의 역해석 성능 특성을 살펴보기 위해 앞에서 언급된 2가지 case의 계산시간을 비교하였다. 이를 위해 Intel Core2 Quad Q6600 2.4GHz CPU를 이용해 100번의 반복계산 후 소요된 시간을 측정했다. Table 2에서 보듯이 HGA의 경우 추정해야할 미지의 물성치 개수가 2개에서 3개로 증가할 경우 계산시간이 18.28초에서 20.59초로 증가하는 것으

로 나타났다. 반면에 RPSO의 경우 물성치 개수에 크게 영향을 받지 않고 일정하게 14초 정도가 소요됨으로써, HGA보다 계산시간이 단축되는 것을 알 수 있다.

이는 RPSO 기법의 경우 입자들의 속도와 위치를 식 (8), (9)와 같이 간단한 공식을 이용해 새로운 값으로 갱신하므로 추정해야할 변수의 개수에 영향을 받지 않는 반면에 HGA는 선택, 교차, 돌연변이 및 지역 최적화와 같은 별도의 복잡한 연산이 수행되므로 물성치의 개수가 증가할수록 계산시간도 증가하는 것으로 판단되었다.

#### 4.5 측정오차의 영향

열유속 측정값에 포함된 측정오차가 엄밀해를 역추정할 때 미치는 영향을 확인하기 위해 아래의 식 (13)을 이용해 측정오차를 모사하였다.

$$(q_{2,i}^*)_{measured} = (q_{2,i}^*)_{exact} + \sigma_{st}\zeta \quad (13)$$

이때,  $\sigma_{st}$ 는 측정값의 표준편차이고,  $\zeta$ 는 표준정규분포를 따르는 확률변수이다.<sup>(6)</sup> 표준편차가 0.001에서 0.005로 증가하면서 추정값들의 평균 상대오차가 Case 1에서는 0.185%에서 0.807%로, Case 2에서는 0.374%에서 0.792%로 증가하는 것을 알 수 있다. 열유속 측정값이 역해석의 목적함수 식 (12)의 입력값으로 사용되기 때문에, 포함된 측정오차가 커질수록 이에 비례하여 역추정된 값들의 정확도도 감소하게 된다. 그럼에도 불구하고, 진화알고리즘인 PSO를 이용하여 복잡한 과정 없이 평균 1% 내의 오차를 갖는 비교적 정확한 결과들을 도출할 수 있다는 것을 검증하였다.

## 5. 결 론

본 연구에서는 원통 형상에서의 표면복사에 대해 역해석을 이용하여 미지의 복사물성치인 표면온도와 벽면 방사율을 열유속 값으로부터 추정하는 역경계해석을 연구하였다. 이때, 역해석 문제를 효율적으로 해석하기 위해 반발 입자 군집 최적화 알고리즘(RPSO)을 역해석 기법으로 채택하였으며, 이로부터 얻은 해의 수렴성과 정확도 등을 기존의 유전알고리즘(HGA)으로부터 계산한 결과와 비교하였다. 그 결과, RPSO는 HGA보다 최적값 근처에서의 미세 조정 능력이 뛰어났으며, 그 결과 목적함수의 최고 적합도가 더 빠르

게 수렴하였으며, 상대오차도 상당히 낮은 정확한 실제 값을 역추정하는 것으로 나타났다. 또한, HGA와는 달리 RPSO는 별도의 복잡한 유전연산을 수행하지 않고 입자들의 속도와 위치를 간단하게 갱신하기 때문에 HGA보다 계산시간이 단축되는 것으로 판단되었다. 이를 통해 RPSO를 역해석 기법으로 이용할 경우 기존의 HGA보다는 미지의 표면복사 물성치를 역추정할 때 더 효율적으로 역열전달 문제를 해석할 수 있으리라 예상된다.

본 연구결과를 바탕으로 향후에는 인공위성 열해석 분야와 같이 다양한 형상을 가진 표면복사 현상에 대해 RPSO 방법을 이용한 역해석 및 최적화 연구를 수행할 계획이다.

## 후 기

이 논문은 2013년도 세종대학교 교내연구비 지원에 의한 논문임.

## 참고문헌 (References)

- (1) Modest, M. F., 2003, Radiative Heat Transfer, Academic Press, Massachusetts.
- (2) Özisik, M. N. and Orlande, H. R. B., 2000, Inverse Heat Transfer, Taylor & Francis, New York.
- (3) Michalewicz, Z., Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Springer, New York, 1999.
- (4) Kennedy, J. and Eberhart, R., 1995, "Particle Swarm Optimization," *Proc. of the IEEE Int. Conf. Neural Networks*, Perth, Australia, pp. 1942~1945.
- (5) Laarhoven, P. J. M. and Aarts, E. H. L., Simulated Annealing: Theory and Applications, Springer, New York, 1987.
- (6) Kim, K. W., Baek, S. W. and Ryou, H. S., 2004, "A Study on the Inverse Analysis of Surface Radiation in a Cylindrical Enclosure," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. B*, Vol. 28, No. 6, pp. 705~712.
- (7) Chang, H. C., Park, W. H., Lee, D. H., Son B. S. and Kim, T. K., 2010, "Estimation of Fire Dynamics Properties for Charring Material Using a Genetic Algorithm," *J. of Korean Institute of Fire Sci. & Eng.*, Vol. 24, No. 2, pp. 106~113.



- (8) Becceneri, J. C., Stephany, S., de Campos Velho, H. F. and Silva Neto, A. J., 2006, "Solution of the Inverse Problem of Radiative Properties Estimation with Particle Swarm Optimization Techniques," *IPES*, Iowa, USA.
- (9) Lee, K. H., Baek, S. W., Kim, K. W. and Kim, M. Y., 2007, " A Study on Inverse Radiation Analysis Using RPSO Algorithm," *Trans. Korean Soc. Mech. Eng. B*, Vol. 31, No. 7, pp. 635~643.