

< 논문 >

RPSO 알고리즘을 이용한 역복사 해석에 관한 연구

이균호* · 백승욱† · 김기완** · 김만영***
 (2007년 3월 30일 접수, 2007년 6월 25일 심사완료)

A Study on Inverse Radiation Analysis using RPSO Algorithm

Kyun Ho Lee, Seung Wook Baek, Ki Wan Kim and Man Young Kim

Key Words: Inverse Radiation Analysis(역복사 해석), Repulsive Particle Swarm Optimization(반발 입자 군집 최적화), Hybrid Genetic Algorithm(혼합형 유전 알고리즘), Parameter Estimation(파라미터 추정), Irregular Geometry(비직교 형상), Finite-Volume Method(유한 체적법)

Abstract

An inverse radiation analysis is presented for the estimation of the radiation properties for an absorbing, emitting, and scattering media with diffusely emitting and reflecting opaque boundaries. In this study, a repulsive particle swarm optimization(RPSO) algorithm which is a relatively recent heuristic search method is proposed as an effective method for improving the search efficiency for unknown parameters. To verify the performance of the proposed RPSO algorithm, it is compared with a basic particle swarm optimization(PSO) algorithm and a hybrid genetic algorithm(HGA) for the inverse radiation problem with estimating the various radiation properties in a two-dimensional irregular medium when the measured temperatures are given at only four data positions. A finite-volume method is applied to solve the radiative transfer equation of a direct problem to obtain measured temperatures.

기호설명

D_{α}^{mn} : 방향가중치
 \vec{n}_i : i -검사면의 단위수직벡터
 I : 복사강도, $W/(m^2 \cdot sr)$
 S_R^{mn} : 복사전달방정식의 생성항
 T : 온도, K
 r : 난수
 x : 입자 위치
 v : 입자 속도

그리스문자

ϵ_w : 벽면 방사율
 κ_a : 흡수계수, m^{-1}
 σ_s : 산란계수, m^{-1}
 $\Phi^{m'n' \rightarrow mn}$: 산란위상함수, sr^{-1}
 Ω^{mn} : 입체각, sr
 ΔA_i : i -검사면의 검사면적
 ΔV : 검사체적
 Ψ : $m'n'$ 과 mn 의 산란각도
 θ, ϕ : 극각 및 방위각, rad
 σ : Stefan-Boltzmann 상수
 ω : 관성 가중치

† 책임저자, 회원, 한국과학기술원

E-mail : swbaek@kaist.ac.kr

TEL : (042)869-3714 FAX : (042)869-3710

* 회원, 한국과학기술원 대학원 항공우주공학전공

** 회원, 국방과학연구소 기술연구본부 2부 2팀

*** 회원, 전북대학교 항공우주공학전공

하첨자

E, W, N, S, T, B : 검사체적 P 주위의 격자점
 e, w, n, s, t, b : 검사체적 P 의 검사면

1. 서론

역열전달 문제는 열전달 모드에 따라 역전도 해석, 역대류 해석 및 역복사 해석으로 나눌 수 있으며, 특히 역복사의 경우 다양한 복사 측정값을 이용해 복사 열전달에 관련된 물성치를 추정하는 연구가 대부분을 이루고 있다.^(1,2)

역열전달 문제는 측정값으로부터 미지의 파라미터를 추정하기 때문에 최종해가 측정오차에 상당히 영향을 받는 ill-posed된 특성을 가지고 있으므로 안정적으로 해를 수립시키기 위해서 대표적으로 공역구배법(conjugate gradient method)같은 반복법을 사용하고 있다. 공역구배법은 빠른 시간 내에 해를 찾을 수 있지만 기울기 정보를 구하기 위해 민감도 문제를 풀어야 하므로 파라미터의 수가 많을 경우에는 계산시간이 상당히 증가하기도 한다. 또한 서로 의존적인 파라미터들을 동시에 추정할 경우 오히려 불안정한 결과를 주거나 많은 반복이 필요하게 된다. 이러한 이유로 최근에는 기울기 정보 대신 임의의 해집단으로부터 전역 최적값(global optimum)을 찾아가는 탐색적 기법에 대한 관심이 높아지고 있는데, 대표적으로 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)과 입자 군집 최적화(particle swarm optimization, PSO) 알고리즘이 있다.^(3,4) Kim 등⁽³⁾은 GA에 지역 최적화 알고리즘(local optimization algorithm, LOA)을 결합하여 수렴성을 향상시킨 혼합형 유전 알고리즘(hybrid genetic algorithm, HGA)을 이용하여 2차원 비직교 형상에서의 벽면 방사율을 기존의 GA보다 빠른 시간 내에 추정하였다. 한편, Becceneri 등⁽⁴⁾은 최근 최적화 분야에서 중요성이 부각되고 있는 PSO를 이용해 1차원 평판의 역복사 해석에 적용함으로써 기존의 유전 알고리즘을 대체할 수 있는 가능성을 제시하였다.

본 연구에서는 복잡한 지배방정식을 가지는 역복사 문제를 기존의 유전 알고리즘보다 효율적으로 해석하기 위해 PSO 알고리즘에 기반을 둔 반발 입자 군집 최적화(repulsive particle swarm optimization, RPSO) 알고리즘을 2차원 비직교 형상에서의 역복사 해석에 적용하였다. RPSO 알고리즘을 이용해 4개의 온도 측정값으로부터 벽면 방사율, 흡수 및 산란 계수를 추정하였으며, 동시에 HGA와 PSO 결과와 비교함으로써 RPSO 알고리즘의 성능을 살펴보았다.

2. 이론 해석

2.1 혼합형 유전 알고리즘(HGA)

유전 알고리즘(GA)은 자연선택이라는 다윈의 진화론에 근거한 탐색기법으로서 부모세대로부터 좋은 값을 가지는 해들을 선택(selection)하고, 이를 교배(crossover) 및 돌연변이(mutation) 연산을 통해 더 좋은 해들을 찾은 후 이 값을 자녀세대로 넘겨준다. 이러한 과정을 정해진 세대수만큼 반복 계산하면서 최적값을 찾게 된다. 기존의 GA는 공간 탐색 능력이 뛰어나지만 확률적으로 계산되는 유전 연산들의 특성상 최적값 근처에서 미세 조정 능력이 떨어지므로 최종 해까지 도달하는데 많은 시간이 소요된다. 이를 개선하기 위해 유전연산을 거친 해집단들에 지역 최적화 알고리즘(LOA)을 적용한 혼합형 유전 알고리즘(HGA)이 개발되었으며, 특히 Kim 등⁽³⁾은 엘리트 전략을 통해 한 세대에서 품질이 가장 좋은 해에 제만 지역 최적화 알고리즘을 적용함으로써 계산 시간을 단축하였다. 지역 최적화 알고리즘은 식 (1)과 (2)로부터 각각의 세대에서 이동 폭을 구하고, 그 이동 폭만큼 각각의 유전자들을 이동시켜 적합도를 평가한 뒤 엘리트 값보다 좋은 값이면 이 유전자들로 엘리트를 대체하는 방식이다.

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

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

본 연구에서는 Kim 등⁽³⁾이 사용한 알고리즘과 동일한 HGA를 역복사 문제에 적용하였으며, 이에 대한 상세한 설명은 참고문헌을 참고하기 바란다.⁽³⁾

2.2 입자 군집 최적화(PSO) 알고리즘

입자 군집 최적화(PSO) 알고리즘은 군집(swarm)을 이루어 이동하는 철새나 곤충들이 서로의 정보를 공유하면서 먹이를 찾아가는 과정을 모사하기 위하여 Kennedy와 Eberhart⁽⁵⁾에 의해 개발된 진화형 계산방법으로, 기존의 진화알고리즘에 비해 구성이 비교적 간단하며, 효율적으로 해를 찾을 수 있다는 특징을 가지고 있다. PSO의 기본 흐름도를 Fig. 1에 제시하였으며, 다음과 같이 크게 세 단계로 구성된다.

- 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 갱신한다.

$$v_{k+1}^i = wv_k^i + c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 r_2 (p_k^g - x_k^i) \quad (3)$$

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 최적 위치 정보가 반영되어 갱신되게 된다.

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

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \cdot \Delta t \quad (4)$$

이때 단위시간 $\Delta t = 1$ 로 가정하였다.

한편, GA와 PSO 모두 임의적으로 분포시킨 다수의 입자(particle)들을 이용해 최종 해를 찾아가는 군 탐색 방법(population-based search)에 기반을 두었다는 점에서는 유사하지만 PSO의 경우 군집 내에서 최적값에 가장 근접한 입자를 따라 나머지 입자들끼리 각각의 속도와 위치를 수정해 가면서 더 좋은 해를 탐색해 나가므로 GA보다 지능형 이론에 가까우며, 구성이 간단하므로 대용량의 메모리가 필요 없다는 장점을 가지고 있다. 또한 연속형과 비연속형 문제를 포함해 다양한 문제에 대해 쉽게 적용이 가능하다.

2.3 반발 입자 군집 최적화(RPSO) 알고리즘

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 어려워 지기도 한다. 따라서 이러한 단점을 개선하기 위해 식 (3)의 속도 벡터에서 전체 군집의 최적 위치 대신 식 (5)와 같이 임의로 선택한 입자들의 최적 위치를 이용한 방법을 RPSO (repulsive particle swarm optimization) 알고리즘이라고 한다.

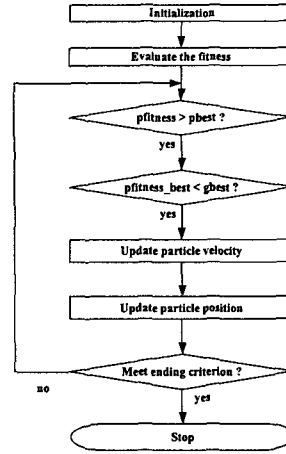


Fig. 1 The flowchart of particle swarm optimization

$$v_{k+1}^i = wv_k^i + ar_1(p_k^i - x_k^i) + br_2w(p_k^j - x_k^i) + cr_3wz \quad (5)$$

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.⁽⁶⁾

2.4 유한 체적법(FVM)

임의의 위치(\vec{r})에서 경로(\vec{s})를 따라 흡수, 방사 및 산란하는 매질의 복사강도는 아래의 식 (6)과 같은 복사 전달 방정식을 따른다. 즉,

$$\frac{1}{\beta_0} \frac{dI(\vec{r}, \vec{s})}{ds} + I(\vec{r}, \vec{s}) = (1 - \omega_0) I_b(\vec{r}) + \frac{\omega_0}{4\pi} \int_{\Omega=4\pi} I(\vec{r}, \vec{s}') \Phi(\vec{s}' \rightarrow \vec{s}) d\Omega \quad (6)$$

여기에서, $\beta_0 = \kappa_a + \sigma_s$ 는 소멸계수, $\omega_0 = \sigma_s / \beta_0$ 는 산란알베도, $\Phi(\vec{s}' \rightarrow \vec{s})$ 는 입사방향 \vec{s}' 에서 산란방향 \vec{s} 로 향하는 복사강도에 대한 산란위상함수로

서 본 연구에서는 다음과 같이 Legendre 다항식 근사를 사용한다.

$$\Phi(\vec{s}' \rightarrow \vec{s}) = \Phi(\cos \Psi) = \sum_{j=0}^J C_j P_j(\cos \Psi) \quad (7)$$

이때 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. 즉,

$$I(r_w, s) = \epsilon_w I_b(r_w) + \frac{1 - \epsilon_w}{\pi} \int_{s' \cdot n_w} I(r_w, s') |s' \cdot n_w| d\Omega \quad (8)$$

차분식을 얻기 위하여 식 (6)을 Fig. 2에 도시된 검사체적과 검사각도에 대하여 적분하고 해당격자 내에서 복사강도의 크기가 일정하다는 가정을 하면 다음과 같은 유한 체적식을 얻을 수 있다.⁽⁷⁾

$$a_P^{mn} I_P^{mn} = \sum_{j=W,N,S} a_j^{mn} I_j^{mn} + b_P^{mn} \quad (9a)$$

$$a_j^{mn} = -\Delta A_j D_{\alpha, \epsilon}^{mn} \quad (9b)$$

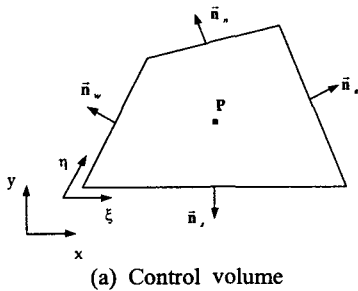
$$a_P^{mn} = \sum_{i=e,w,n,s} \Delta A_i D_{\alpha, \text{out}}^{mn} + \beta_{0,P} \Delta V \Delta \Omega^{mn} \quad (9c)$$

$$b_P^{mn} = (\beta_0 S_R^{mn})_P \Delta V \Delta \Omega^{mn} \quad (9d)$$

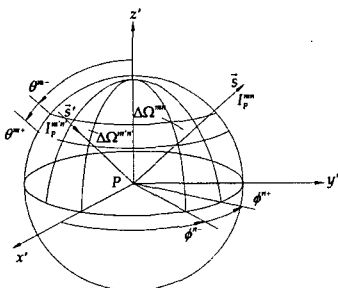
여기에서,

$$D_{\alpha, \text{out}}^{mn} = \int_{\Delta \Omega^{mn}} (\vec{s} \cdot \vec{n}_i) d\Omega \quad \text{for } \vec{s} \cdot \vec{n}_i > 0 \quad (9e)$$

$$D_{\alpha, \epsilon}^{mn} = \int_{\Delta \Omega^{mn}} (\vec{s} \cdot \vec{n}_i) d\Omega \quad \text{for } \vec{s} \cdot \vec{n}_i < 0 \quad (9f)$$



(a) Control volume



(b) Control angle

Fig. 2 Schematics of finite volume grids

이때 격자점의 복사강도로부터 검사면에 있는 복사강도를 표현하기 위해 본 연구에서는 형상이 복잡하지 않을 경우 가장 간단하면서도 물리적으로 타당한 양의 복사강도(positive intensity)를 가지도록 하는 계단차분법(step scheme)을 사용하였다. 한편, 경계조건인 식 (8)은 다음의 식처럼 차분될 수 있다.

$$I_w^{mn} = \epsilon_w I_{bw} + \frac{1 - \epsilon_w}{\pi} \sum_{s \cdot n_w < 0} I_w^{m'n'} |D_{cw, \epsilon}^{m'n'}| \quad (10a)$$

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

$$D_{cw, \epsilon}^{mn} = \int_{\Delta \Omega^{mn}} (\vec{s} \cdot \vec{n}_w) d\Omega \quad \text{for } \vec{s} \cdot \vec{n}_w < 0 \quad (10b)$$

3. 결과 및 고찰

3.1 역복사 해석 절차

역열전달 문제의 새로운 최적화 기법으로서 RPSO 알고리즘의 성능을 살펴보기 위하여 Fig. 3과 같이 흡수, 방출 및 산란 하는 회체 가스로 채워진 2차원 비직교 형상에 대한 역복사 해석을 수행하였다.⁽³⁾ 먼저 역해석에 사용할 온도 측정값을 얻기 위해 유한 체적법(finite-volume method, FVM)을 이용하여 직접 문제를 계산했으며, 이때 계단차분법으로 인한 오차를 최소화하기 위해 충분히 많은 $(N_x \times N_y) = (10 \times 10)$ 개의 공간 격자계와 $(N_\theta \times N_\phi) = (4 \times 20)$ 개의 각도 격자계를 사용하였다. 또한 벽의 온도는 $T_w = 1,000\text{K}$, 단위체적당 생성 에너지는 $S_{nr} = 5\text{kW/m}^3$ 로 가정하였으며, 가스의 온도분포를 구하기 위하여 다음의 에너지 방정식을 사용하였다.

$$\nabla \cdot \vec{q}^R = S_{nr} = \beta_0 (1 - \omega_0) \left(4\pi I_b - \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M I^{mn} \Delta \Omega^{mn} \right) \quad (11)$$

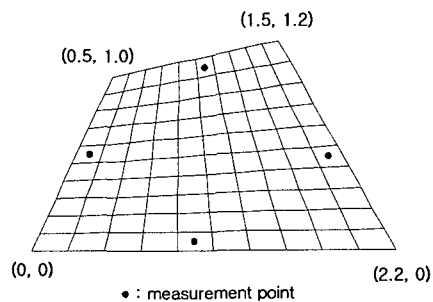


Fig. 3 Schematics of the physical system

이렇게 구한 온도 분포 중 Fig. 3과 같이 각 벽면의 중간 부근에 위치한 4개 격자점에서의 온도값을 측정값으로 이용하였으며, 측정값들에 오차는 없다고 가정하였다. 한편, 역복사 해석시 추정하고자 하는 미지의 물성치들을 제외한 다른 물리량과 경계조건은 사전에 미리 알고 있다고 가정하였으며, 식 (12)와 같이 측정 온도값 $T_{i,measured}$ 와 역해석을 통해 얻은 계산 온도값 $T_{i,estimated}$ 의 차이를 목적 함수로 정의한 후 이를 RPSO 알고리즘을 이용해 최소화하였다.

$$f = \sum_{i=1}^4 (T_{i,measured} - T_{i,estimated})^2 \quad (12)$$

이러한 절차에 따라 본 연구에서는 측정오차가 0인 온도 측정값으로부터 역해석을 통해 4 case로 나누어 벽면 방사율(ϵ_w)과 흡수(κ_a) 및 산란계수(σ_s)들을 추정하였으며, 이와 동시에 RPSO의 성능을 검증하기 위해 PSO와 HGA를 동일한 역복사 문제에 적용하여 구한 결과와 비교하였다.

3.2 벽면 방사율 추정(Case 1, 2)

Case 1에서는 우선 RPSO가 역복사 해석에 적합한 알고리즘인지를 검증하기 위해 기존의 Kim 등⁽³⁾이 HGA를 이용하여 벽면 방사율을 추정한 결과와 비교하였다. 이때 흡수, 방출 및 산란하는 내부 가스의 흡수계수와 산란계수는 각각 $\kappa_a = 0.5\text{m}^{-1}$ 와 $\sigma_s = 0.5\text{m}^{-1}$ 이며, 추정하고자 하는 총 4개의 벽면 방사율은 $\epsilon_w = 0.7$ 로 설정하였다.

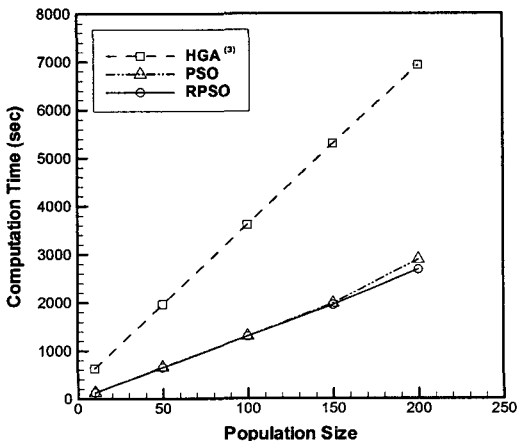
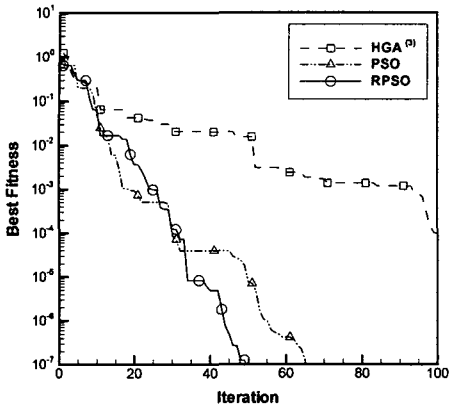


Fig. 4 Comparison of computation time between HGA, PSO and RPSO algorithms (Case 1)

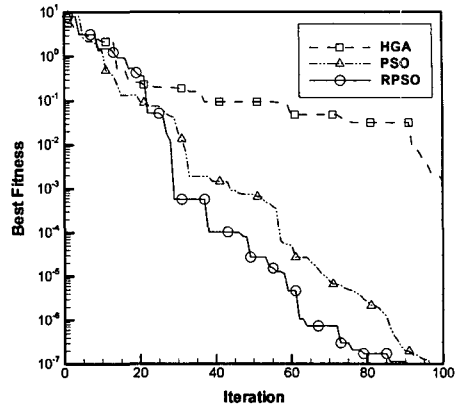
먼저 해집단의 크기에 따른 계산시간의 변화를 살펴보기 위해 Kim 등⁽³⁾이 사용한 계산조건에 따라 해집단의 크기를 10, 50, 100, 150, 200의 5종류로 변화시키면서 각각에 대해 100번의 반복계산 후 소요된 시간을 계산했으며, CPU도 성능이 동일한 Intel Pentium IV 2GHz를 이용하였다. 계산시간을 Fig. 4와 같이 비교한 결과, RPSO와 PSO 모두 HGA보다 최소 2배 이상 빠른 것으로 나타났는데, 이는 PSO와 RPSO 기법이 HGA와 달리 선택, 교차, 돌연변이 및 지역 최적화와 같은 별도의 복잡한 연산을 수행하지 않고 입자들의 속도와 위치를 새로운 값으로 간단하게 갱신(update)하기 때문이다.

다음으로 해집단의 수를 10으로 고정한 후 RPSO, PSO와 HGA를 적용하였을 때 식 (12)의 최고 적합도(best fitness) 결과를 비교하였다. Figure 5(a)에서 보듯이 반복계산을 100번까지 수행하는 동안 HGA는 비교적 완만한 기울기를 유지하면서 천천히 10^{-4} 까지 수렴하는 반면에 RPSO와 PSO는 급격하게 최적값을 찾아가면서 약 50번(PSO는 약 65번)만에 최고 적합도가 10^{-7} 까지 도달하는 것을 알 수 있다. 또한 각 알고리즘이 미지의 벽면 방사율 ϵ_{w3} 을 탐색해 가는 과정을 Fig. 5(b)과 같이 살펴본 결과 동일한 초기값(0.86)에서 계산을 시작하여도 RPSO와 PSO는 최적값 0.7로 빠르게 수렴한 반면에 HGA는 최적값 부근에서 큰 변동 없이 천천히 탐색해 나가는 것을 알 수 있다. 이러한 성능의 차이는 각 알고리즘의 탐색방법에서 기인하는데, 즉 RPSO와 PSO는 최적값에 가장 근접한 입자를 따라 나머지 입자들이 이동하면서 더 좋은 해를 탐색해 나가기 때문에 진화론에 근거해 부모 세대의 해를 확률적으로 조합하여 새로운 자녀 세대의 해를 도출하는 HGA보다 최적값 근처에서의 미세 조정 능력이 뛰어나며, 그 결과 목적함수의 최고 적합도가 더 빠르게 수렴하는 것으로 판단된다. 나머지 벽면 방사율 추정 과정에서도 HGA보다 RPSO와 PSO가 최적값 근처에서 빠르게 수렴하는 것을 확인할 수 있었다.

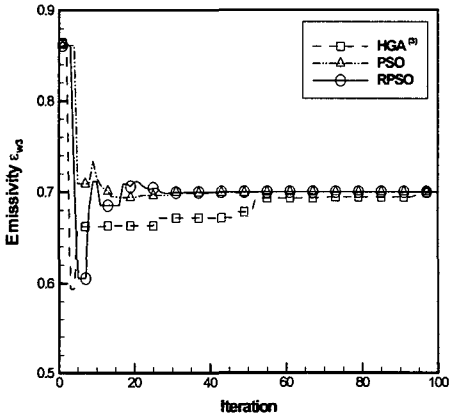
한편, 다른 방사율 추정에서도 유사한 결과를 보이는 지를 알아보기 위해 위, 아래 벽면의 방사율 값이 0.7에서 0.3으로 낮아진 경우(Case 2)에 대해 역해석을 수행한 결과, Fig. 6에서 보듯이 Case 1과 마찬가지로 HGA보다 RPSO와 PSO가 최적값으로 빠르게 수렴하는 것을 확인하였다.



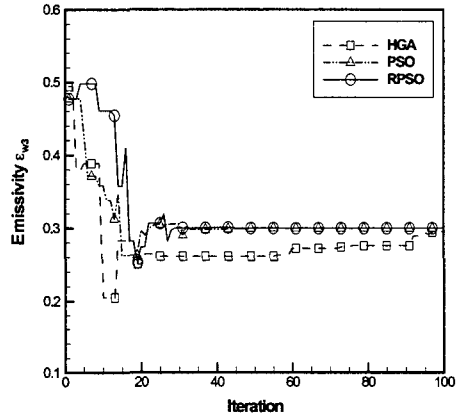
(a) Best fitness



(a) Best fitness



(b) Wall emissivity ($\epsilon_{w,3} = 0.7$)



(b) Wall emissivity ($\epsilon_{w,3} = 0.3$)

Fig. 5 Comparison of performance between HGA, PSO and RPSO algorithms (Case 1)

Fig. 6 Comparison of performance between HGA, PSO and RPSO algorithms (Case 2)

Table 1 Comparison of inverse wall emissivity estimation results

Wall Emissivity	Case 1 ($\epsilon_{w1,2,3,4} = 0.7$)			Case 2 ($\epsilon_{w1,2} = 0.7, \epsilon_{w3,4} = 0.3$)		
	HGA*(³)	PSO	RPSO	HGA*	PSO	RPSO
ϵ_{w1} (Rel. Error %)	0.6969 (0.44)	0.7000 (0.0)	0.6999 (0.01)	0.7047 (0.67)	0.7001 (0.01)	0.7001 (0.01)
ϵ_{w2} (Rel. Error %)	0.7006 (0.09)	0.7001 (0.01)	0.7000 (0.0)	0.7001 (0.01)	0.7001 (0.01)	0.7001 (0.01)
ϵ_{w3} (Rel. Error %)	0.7000 (0.0)	0.6999 (0.01)	0.7000 (0.0)	0.2959 (1.37)	0.2999 (0.03)	0.2999 (0.03)
ϵ_{w4} (Rel. Error %)	0.7027 (0.39)	0.7002 (0.03)	0.7001 (0.01)	0.3039 (1.30)	0.2999 (0.03)	0.3000 (0.0)
Averaged Rel. Error (%)	0.23	0.01	0.005	0.84	0.02	0.01
Time (sec)	629.2	127.9	71.3	191.6	94.4	71.7

* : Measured after 100 iterations

Table 1에 Case 1, 2의 벽면 방사율을 추정한 역해석 결과를 정리했으며, 추정결과에 대한 정확도를 비교하기 위해 상대오차(relative error)와 그 평균값인 평균상대오차(averaged relative error)를 함께 제시하였다. 또한 각 알고리즘의 수렴성과 계산시간을 동시에 비교하기 위해 최고 적합도가 10^{-6} 에 도달할 때까지의 계산시간을 측정했으며, HGA의 경우에는 100번까지의 계산시간으로 대신하였다. 이때 CPU는 Case 1의 경우 앞에서 설명하였듯이 Pentium IV 2GHz를, Case 2에서는 계산시간을 단축시키기 위해 Core 2 Duo 2GHz를 사용하였다. 측정 온도값들에 오차가 없을 경우 모든 알고리즘이 비교적 정확하게 벽면 방사율을 추정하였으며, 특히 계산시간과 상대오차를 비교했을 때 RPSO가 다른 알고리즘보다 아주 짧은 시간 내에 가장 정확한 값을 추정하는 것으로 결론을 얻을 수 있었다.

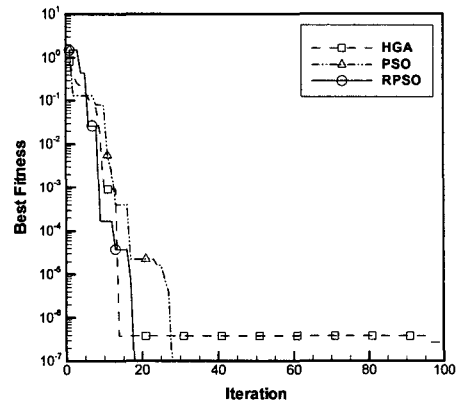
3.3 흡수 및 산란계수 추정(Case 3, 4)

다양한 역복사 문제를 고려하기 위해 흡수, 방출 및 산란하는 내부 가스의 흡수(κ_a) 및 산란계수(σ_s)들을 두 가지 case로 나누어 동시에 추정했으며, 벽면 방사율은 0.7로 이미 알고 있다고 가정하였다. 우선 $\kappa_a = 0.5 \text{ m}^{-1}$, $\sigma_s = 0.5 \text{ m}^{-1}$ 일 경우(Case 3)와 $\kappa_a = 5.0 \text{ m}^{-1}$, $\sigma_s = 2.5 \text{ m}^{-1}$ 일 경우(Case 4)에 대해 최고 적합도를 비교한 결과, Fig. 7에서 보듯이 약 30번의 비교적 적은 계산횟수에도 불구하고 모든 알고리즘이 최고 적합도 10^{-6} 까지 도달하였다. 특히 RPSO와 PSO의 경우 파라미터의 추정값이 다르더라도 두 case 모두 일정한 계산횟수를 유지하면서 최고 적합도가 10^{-7} 까지 낮아지는 반면에 HGA의 경우 Case 1, 2에 비해 수렴속도와 성능이 크게 향상되었지만, Fig. 7(a)에서 보듯이 100번까지 계산을 완료하더라도 최고 적합도는 더 이상 수렴하지 못하고 지역 최적값에서 머무르는 것을 알 수 있다. 또한 파라미터의 추정범위에 따라 10^{-6} 까지의 계산횟수에 변동이 큰 것을 알 수 있다. 한편, 역해석을 수행하는 동안 각 알고리즘이 미지의 κ_a , σ_s 값을 동시에 추정해 나가는 과정을 Fig. 8과 9에서 살펴본 결과, 모든 알고리즘이 Case 1, 2보다 최적값으로 빠르게 수렴하였다. 특히 RPSO와 PSO의 경우 초기값이 HGA보다 최적값에서 멀리 떨어져 있더라도 더 빠르게 최적값을 찾는 것으로 확인되었으며,

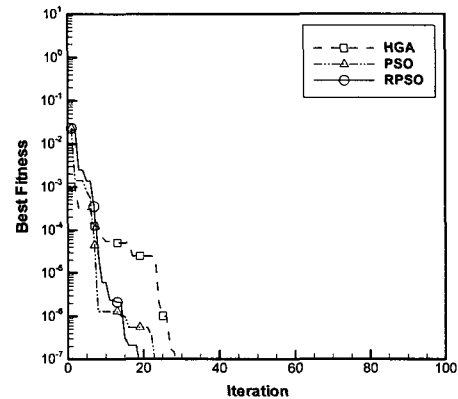
이를 통해 RPSO와 PSO의 탐색능력과 최적값 근처에서의 미세 조정 능력이 HGA보다 뛰어나다는 결론을 얻을 수 있다.

한편, Park과 Yoon⁽⁷⁾은 3차원 육면체 형상에서 흡수 및 산란계수를 동시에 추정하기 위해 공액구배법을 두 단계로 나누어 역해석을 수행하였지만 본 연구에서는 이러한 번거로움 없이 한 번에 두 계수를 동시에 추정하는 것이 가능하였다.

Table 2에 Case 3, 4의 흡수 및 산란계수를 추정된 역해석 결과를 정리했으며, Core 2 Duo 2GHz CPU를 사용하여 최고 적합도가 10^{-6} 에 도달할 때까지의 계산시간을 측정하였다. 그 결과 모든 알고리즘이 빠른 시간 내에 벽면 방사율을 정확하게 추정하였으며, 특히 RPSO가 다른 알고리즘들에 비해 안정적으로 짧은 시간 내에 정확한 값을 계산하는 것을 알 수 있다.

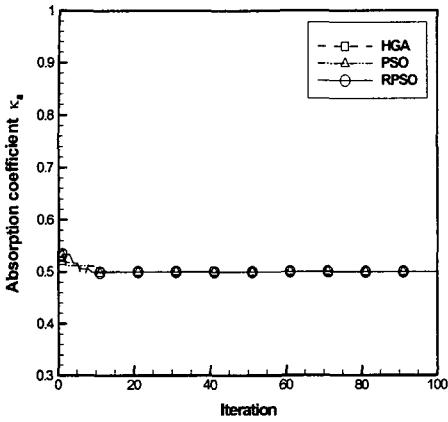


(a) Case 3 ($\kappa_a = 0.5 \text{ m}^{-1}$, $\sigma_s = 0.5 \text{ m}^{-1}$)

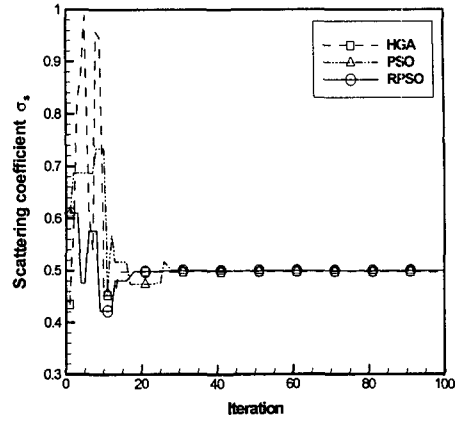


(b) Case 4 ($\kappa_a = 5.0 \text{ m}^{-1}$, $\sigma_s = 2.5 \text{ m}^{-1}$)

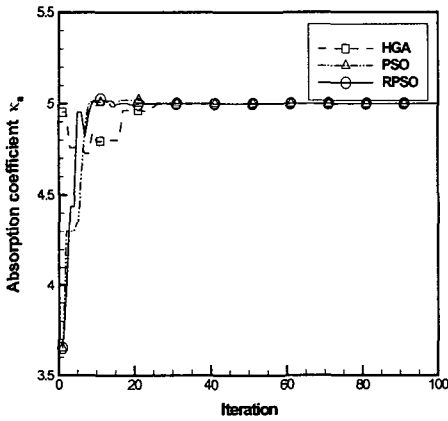
Fig. 7 Comparison of best fitness between HGA, PSO and RPSO algorithms



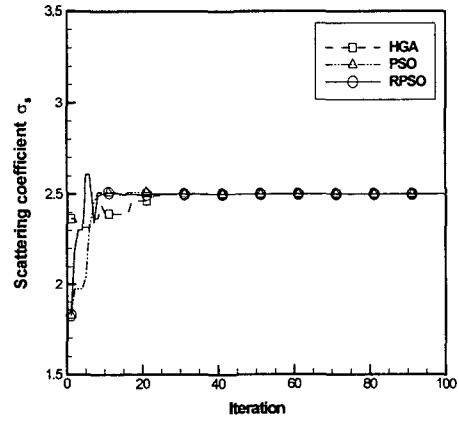
(a) Case 3 ($\kappa_a = 0.5\text{m}^{-1}$)



(a) Case 3 ($\sigma_s = 0.5\text{m}^{-1}$)



(b) Case 4 ($\kappa_a = 5.0\text{m}^{-1}$)



(b) Case 4 ($\sigma_s = 2.5\text{m}^{-1}$)

Fig. 8 Comparison of absorption coefficient estimations

Fig. 9 Comparison of scattering coefficient estimations

Table 2 Comparison of inverse absorption & scattering coefficients estimation results

Absorption & Scattering Coefficients	Case 3 ($\kappa_a = 0.5\text{m}^{-1}$, $\sigma_s = 0.5\text{m}^{-1}$)			Case 4 ($\kappa_a = 5.0\text{m}^{-1}$, $\sigma_s = 2.5\text{m}^{-1}$)		
	HGA	PSO	RPSO	HGA	PSO	RPSO
κ_a	0.5000	0.5000	0.5000	4.9968	5.0215	4.9918
(Rel. Error %)	(0.0)	(0.0)	(0.0)	(0.06)	(0.43)	(0.16)
σ_s	0.4980	0.5003	0.4984	2.4942	2.5102	2.4967
(Rel. Error %)	(0.40)	(0.06)	(0.32)	(0.23)	(0.41)	(0.13)
Averaged Rel. Error (%)	0.20	0.03	0.16	0.15	0.42	0.15
Time (sec)	17.3	22.3	13.9	143.4	58.8	55.1

한편, HGA의 경우 4개의 파라미터를 추정했던 Case 1, 2와는 달리 파라미터 개수가 Case 3, 4에서는 2개로 줄어들면서 계산시간이 짧아지고 수렴성이 크게 향상된 것을 볼 수 있다. Verma와 Balaji⁽⁷⁾의 연구결과에서도 이와 동일한 경향을 찾을 수 있는데, 1차원 복사-전도 문제에 GA를 사용해 벽면 방사율 등 3가지 파라미터를 추정할 결과 파라미터의 개수가 2개보다 많아질 경우에는 추정 결과의 정확도가 낮아지는 등 GA의 성능이 크게 효과적이지 않은 것으로 나타났다.

4. 결론

본 연구에서는 기존의 GA보다 역복사 문제를 효율적으로 해석하기 위해 흡수, 방출 및 산란하는 회체 가스로 채워진 2차원 비직교 형상에 RPSO를 적용하였다. RPSO를 이용해 측정 오차가 0인 4개의 온도 측정값으로부터 벽면 방사율, 흡수 및 산란 계수를 추정했으며, 동시에 HGA와 PSO와 비교한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) RPSO와 PSO는 별도의 복잡한 유전연산을 수행하지 않고 입자들의 속도와 위치를 간단하게 경신하므로 HGA보다 최소 2배 이상 빠르게 계산을 수행하였다.

(2) RPSO와 PSO는 HGA보다 최적값 근처에서의 미세 조정 능력이 뛰어났으며, 그 결과 목적함수의 최고 적합도가 더 빠르게 수렴하였다.

(3) 측정 온도값들에 오차가 없을 경우 RPSO가 다른 알고리즘보다 아주 짧은 시간 내에 가장 정확한 값을 추정하였다.

(4) 흡수 및 산란계수를 동시에 추정하기 위해 공액구배법을 이용할 경우 두 단계로 나누어 역해석을 수행해야 하지만 본 연구의 탐색적 기법을 사용할 경우에는 이러한 번거로움 없이 한 번에 두 계수를 동시에 추정하는 것이 가능하였다.

(5) 파라미터의 개수에 따라 HGA는 성능에 큰 차이를 보이지만 RPSO와 PSO는 파라미터의 개수가 많더라도 안정적으로 수렴을 보장하였다.

이를 통해 역복사 문제에 대해 RPSO의 성능을 성공적으로 검증하였으며, 공액구배법으로는 해석이 어려운 비선형의 문제뿐만 아니라 기존의 HGA와 PSO보다 RPSO를 이용할 경우 더 효율적으로 역열전달 문제를 해석할 수 있으리라 예상된다.

후 기

이 연구는 산업자원부 지원의 "미래형 자동차 배기가스 제로화 기술개발"과제의 일부로 수행되었으며, 연구비 지원에 감사드립니다.

참고문헌

- (1) Kim, K. W., Baek, S. W., Shin, B., S., Kil, K., J. and Yeo, K. G., 2005, "Comparison of Regularization Techniques for an Inverse Radiation Boundary Analysis," *Trans. KSME(B)*, Vol. 29, No. 8, pp. 903~910.
- (2) Hong, Y. K. and Baek, S. W., 2004, "Inverse Analysis for Estimating the Unsteady Inlet Temperature Distribution for Two-Phase Laminar Flow in a Channel," *Trans. KSME(B)*, Vol. 28, No. 9, pp. 1124~1132.
- (3) Kim, K. W., Baek, S. W., Kim, M. Y. and Ryou, H. S., 2003, "A Study on a Hybrid Genetic Algorithm for the Analysis of Inverse Radiation," *Trans. KSME(B)*, Vol. 27, No. 10, pp. 1516~1523.
- (4) 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.
- (5) Kennedy, J. and Eberhart, R., 1995, "Particle Swarm Optimization," *Proc. of the IEEE Int. Conf. Neural Networks*, Perth, Australia, pp. 1942~1945.
- (6) Urfalioglu, O., 2004, "Robust Estimation of Camera Rotation, Translation and Focal Length at High Outlier Rates," *Computer and Robot Vision Proc.*, pp. 464~471.
- (7) Park, H. M. and Yoon, T. Y., 2000, "Solution of the Inverse Radiation Problem Using a Conjugate Gradient Method," *Int. J. Heat Mass Transfer*, Vol. 43, pp. 1767~1776.
- (8) Verma, S. and Balaji, C., 2007, "Multi-parameter Estimation in Combined Conduction-Radiation from a Plane Parallel Participating Medium using Genetic Algorithms," *Int. J. Heat Mass Transfer*, Vol. 50, pp. 1706~1714.