

RPSO 알고리즘을 이용한 탄화 재료의 열분해 물성치 추정

장희철* · 박원희** · 윤경범* · 김태국****

Estimation of the Properties for a Charring Material Using the RPSO Algorithm

Hee-Chul Chang*, Won-Hee Park**, Kyung-Beom Yoon*, Tae-Kuk Kim****

Key Words : Charring material(탄화 재료), Genetic algorithm(유전 알고리즘), Inverse material Estimation(역물성치 추정), Pyrolysis model(열분해 모델), Repulsive particle swarm optimization(반발 입자 군집 최적화)

ABSTRACT

Fire characteristics can be analyzed more realistically by using more accurate properties related to the fire dynamics and one way to acquire these fire properties is to use one of the inverse property estimation techniques. In this study two optimization algorithms which are frequently applied for the inverse heat transfer problems are selected to demonstrate the procedure of obtaining pyrolysis properties of charring material with relatively simple thermal decomposition. Thermal decomposition is occurred at the surface of the charring material heated by receiving the radiative energy from external heat sources and in this process the heat transfer through the charring material is simplified by an unsteady 1-dimensional problem. The basic genetic algorithm(GA) and repulsive particle swarm optimization(RPSO) algorithm are used to find the eight properties of a charring material; thermal conductivity(virgin, char), specific heat(virgin, char), char density, heat of pyrolysis, pre-exponential factor and activation energy by using the surface temperature and mass loss rate history data which are obtained from the calculated experiments. Results show that the RPSO algorithm has better performance in estimating the eight pyrolysis properties than the basic GA for problems considered in this study.

1. 서 론

화재는 우리 주변에 항상 잠재되어 있으며 점차 대형화됨에 따라 화재 연구는 비용, 시간 및 다양한 경우를 고려할 수 있는 CFD(computational fluid dynamics)에 관심이 높아지고 있다. CFD 모델링은 화재 안전 기술설계 및 화재관련 다양한 관련법들에서 요구되는 안전기준을 증명하기 위해 가장 흔히 사용되는 방법이다. 화재전과 양상을 CFD코드를 기반으로 하는 해석프로그램을 이용하여 현실감 있는 시뮬레이션 예측을 하기 위해서는 재료의 물성치를 정확하게 입력하는 것은 필수적이다. 그러나 실제 사용되는 다양한 화재 관련 재료들에 대한 물성 데이터를 문헌에서 얻는 것은 극히

제한적임으로 적절한 물성치를 입력하여 시뮬레이션을 수행하는데 한계가 있으며, 이로 인하여 해석 결과 값 역시 정확성이 떨어질 수 있을 것이다. 또한 재료의 화재관련 특성 예측을 위하여 콘칼로리미터(cone calorimeter)를 이용한 시편시험이 사용되고 있지만, 시편시험의 결과값과 지배방정식의 모델링 값을 최적화하여야 하는 기술적인 문제점을 해결하여야 정확한 값을 추정할 수 있을 것이다. 이와 같은 문제는 비선형적이고 방향성이 매우 강함으로 적절한 최적화 기법을 선택하는 것이 중요하며, 열분해현상은 열전달과 연소현상이 복잡하게 상호작용하기 때문에 적절한 해석기법이 필요하다.

역열전달 문제는 화재에 대한 역물성 해석문제에 비하여 비교적 간단하지만 열전달에 관련되는 물성값들을 열전달 결과로부터 역으로 추정하는 문제이다. 역열전달 문제는 크게 역전도 해석, 역대류 해석 및 역복사 해석으로 구분할 수 있으며, 이 중에서도 특히 다양한 최적화 알고리즘을 이용한

* 중앙대학교 대학원

** 한국철도기술연구원 철도환경 연구실

*** 중앙대학교 기계공학부

† 교신저자, E-mail : kimtk@cau.ac.kr

역복사 해석 연구가 활발히 이루어지고 있다^(1~3). 또한 역열 전달 문제 해석을 위하여 임의의 해 집단으로부터 최적 값을 찾아가는 탐색기법인 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA) 및 입자 군집 최적화 PSO(particle Swarm Optimization) 알고리즘에 관심이 증대되고 활용되고 있다. 최근에 역화재 물성치 해석은 시편시험 결과를 이용하여 GA 최적화 기법에 대한 기초연구가 미국의 UC Berkeley (University of California, Berkeley), WPI(Worcester Polytechnic Institute), 핀란드의 Helsinki University of Technology 및 본 연구팀에서 수행된바 있으며^(4~7), 해석 프로그램도 그 일부가 공개된바 있다⁽⁸⁾. 연구 대상은 열가소성 재료, 탄화재료(charring material) 및 유리 섬유 보강 플라스틱(fiberglass reinforced plastics, FRP)등 점차 복잡한 열분해 반응을 고려할 수 있도록 확대되었다⁽⁹⁾. GA는 공간 탐색 능력이 우수하다는 장점과 동시에 최적값 근처에서 최적값에 도달하는데 많은 소요시간 및 미세 조정 능력이 떨어진다는 단점이 있다. 이와 같은 단점을 보완하기 위하여 개선된 알고리즘이 혼합형 유전 알고리즘(hybrid genetic algorithm, HGA)이다. 본 연구팀에서는 HGA의 역물성치 추정 성능이 GA에 비하여 우수함을 다양한 케이스 분석을 통하여 확인하였다⁽¹⁰⁾. 또한 기존의 GA에 비하여 구성이 비교적 간단하며 효율적으로 해를 찾을 수 있다는 장점이 있는 반발 입자 군집 알고리즘(repulsive particle swarm optimization, RPSO)에 관심이 증가되어가고 있다. RPSO 알고리즘이 GA 및 PSO 알고리즘에 비하여 역열전달 문제를 더 효율적으로 해석할 수 있음을 검토한 연구결과가 있다^(3,11).

본 논문에서는 다양한 분야의 역해석에 사용되며, 임의의 해 집단으로부터 최적값을 찾아가는 대표적인 탐색기법인 GA 및 구조가 단순하면서도 빠른 해의 수렴성이 장점인 RPSO 알고리즘을 비교적 단순한 열분해 특성을 보이는 탄화물을 대상으로 실험 데이터인 표면 온도와 질량소모율을 가지고 8개의 열분해 물성치(열전도율[*virgin, char*], 비열[*virgin, char*], 밀도[*char*], 열분해열, 선 지수인자 및 활성화 에너지)를 추정하는 연구를 수행하고자 한다. 추정된 물성 값들이 실제 물성 값들과의 일치 여부 검증 및 실험값과 추정된 물성치를 1차원 열분해 모델 코드의 입력 데이터로 이용하여 계산된 표면 온도와 질량소모율의 비교를 통하여 RPSO 알고리즘의 성능을 검토하고자 한다.

2. 열분해 모델

2.1. 열분해 모델 개요

콘칼로리미터를 이용한 시편 시험시 발화 후의 물리적 문제를 단순화시킨 개략도를 Fig. 1에 나타내었다. δ 는 시편재료의 두께이며, 시편의 초기 표면의 위치를 $z=0$ 및 바닥 면은 완벽히 단열재로 쌓여있으며 위치는 $z=\delta$ 로 표시한다. 표

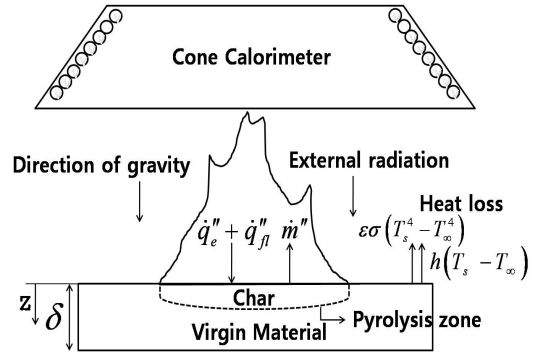


Fig. 1 Schematics of the physical problem⁽¹²⁾

면에서의 열분해는 외부 열원에 의해서 발생되며, 발화 후 화염에서 발생하는 연소열이 표면에 추가적으로 도달하게 된다. 조사된 표면에서는 대류, 복사 및 고체 재료 내부로의 열전도에 의하여 열손실이 발생된다.

2.2. 1차원 열분해 모델

외부로부터 열을 받는 탄화재료(charring material)의 표면에서 열분해 반응이 일어나며, 열분해 반응이 일어나는 위치는 점차 재료 내부로 이동하게 된다. 열분해 반응이 일어나는 면을 기준으로 열분해가 진행된 영역의 재료는 숯(char), 열분해가 진행되지 않은 영역의 재료는 원형(virgin)으로 남으며 각각 다른 밀도, 비열, 열전도율을 가지게 된다. 이와 같은 1차원 열분해 모델의 지배방정식은 아래와 같다⁽⁷⁾.

$$\rho c \frac{\partial T}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left(k \frac{\partial T}{\partial z} \right) - \dot{m}''' (\Delta H_p - \Delta H_p^*) \quad (1)$$

여기서, ρ 는 밀도(kg/m^3), c 는 비열($J/kg K$), t 는 시간(sec), T 는 온도(K), k 는 열전도율(W/mK), \dot{m}''' 은 단위체적당 질량소모율($kg/m^3 s$), ΔH_p 는 열분해 열(J/kg)을 나타내며, 그리고 ΔH_p^* 는 아래와 같이 계산한다.

$$\Delta H_p^* = \left(\frac{\rho_v c_v - \rho_c c_c}{\rho_v - \rho_c} - \bar{c}_g \right) (T - T_0) \quad (2)$$

여기서, 아래첨자 $v, c, 0, g$ 는 각각 *virgin, char, initial, gas*상태를 표시한다. \bar{c}_g 는 다음과 같이 계산할 수 있다^(13,14).

$$\bar{c}_g = 66.8 \left(\frac{T_f + T_0}{2} \right)^{1/2} - 136 \quad (3)$$

여기서, 아래첨자 f 는 열분해 반응 면에서의 값이다. 초기조건은 다음과 같이 표현된다.

$$T(z, 0) = T_0 \quad (4)$$

탄화재료의 표면은 외부의 열원으로부터 복사에너지를 받아 열분해가 발생된다. 즉, 표면에서는 외부로부터 열을 받아 전도되고 대류 및 복사에 의해서 열 손실이 발생된다.

$$-k \frac{\partial T}{\partial z} \Big|_{z=0} = \epsilon \dot{q}_e'' - h(T_s - T_\infty) - \epsilon \sigma(T_s^4 - T_\infty^4) + \dot{q}_{fl}'' \quad (5)$$

바닥 면은 아래와 같이 단열된 것으로 고려하였다.

$$-k \frac{\partial T}{\partial z} \Big|_{z=\delta} = 0 \quad (6)$$

여기서, ϵ 는 표면 방사율, \dot{q}_e'' 는 외부 열유속(W/m^2), h 는 대류 열전달 계수(W/m^2K), σ 는 Stefan-Boltzmann 상수(W/m^2K^4), δ 는 재료의 두께(m), 아래첨자 s 와 ∞ 는 각각 표면과 대기를 표시한다. 또한 \dot{q}_{fl}'' 는 화염에서 발생하는 열유속으로 발화 전에는 0, 발화 후에는 화염의 온도에 비례하는 열유속 값으로 일정하다.

열분해 반응 면을 포함한 영역의 열전도율, 밀도 및 비열 등은 다음과 같이 virgin 및 char 상태의 물성 값들을 고려한 char 체적 분율을 이용하여 계산할 수 있다.

$$k = k_v(1 - X_c) + k_c X_c \quad (7)$$

$$\rho c = \rho_v c_v(1 - X_c) + \rho_c c_c X_c \quad (8)$$

X_c 는 char성분의 체적분율로 열분해 반응 면의 위치에 따라서 아래와 같이 결정된다.

$$X_c = \begin{cases} 1 & : z < z_f \\ 0 & : z \geq z_f \end{cases} \quad (9)$$

Δt 의 시간 스텝 후, 열분해 반응 면의 위치는 다음과 같이 계산된다⁽¹³⁾.

$$z_f = \frac{\dot{m}''}{(\rho_v - \rho_c)} \Delta t \quad (10)$$

여기서, \dot{m}'' 은 단위면적당 질량소모율로 열분해 반응 면 온도 T_f 의 Arrhenius 함수 형식으로 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$\dot{m}'' = (\rho_v - \rho_c) Z \exp\left(-\frac{E_A}{RT_f}\right) \quad (11)$$

여기서, Z 는 선 지수 인자(pre-exponential factor, m/s), E_A 는 활성화 에너지(J/mol) 그리고 R 은 기체 상수($J/mol K$)

를 각각 나타낸다.

단위면적당 질량소모율은 열분해 반응 면의 온도를 이용하여 계산되기 때문에 식(1)의 \dot{m}'' 은 열분해 반응 면이 포함되는 격자 셀에서 $\dot{m}'' = (\dot{m}''/\Delta z)$ 로 계산하며, 이외의 셀들은 모두 0이다. Δz 는 열분해 반응 면이 포함된 격자 공간이다.

1차원 열분해 모델을 이용하여 탄화 재료의 열분해 현상을 해석할 수 있도록 간단한 컴퓨터 프로그램(1DPyro)⁽¹⁵⁾을 만들어 정확도 검증 및 민감도 분석을 수행하였으며, 검증 결과를 바탕으로 최적화 알고리즘에 활용될 수 있음을 확인하였다.

3. 최적화 알고리즘

역열전달 문제는 온도 프로파일 및 열유속 등과 같은 측정된 열전달 결과 값들을 이용하여 열전달 물성치들을 추정하기 때문에 이용되는 실험값에 매우 민감한 영향을 받는 특성이 있다. 따라서 안정적인 해를 수렴시키기 위해 반복법을 이용한 최적화 방법이 많이 사용되며, 그 대표적인 방법이 공액구배법(conjugate gradient method)이다. 이 방법은 구배 정보를 이용하여 빠르게 해를 찾을 수 있는 장점이 있지만 변수가 많으면 계산시간이 급격히 증가되며, 서로 의존적인 파라미터들을 동시에 추정할 경우 오히려 불안정한 결과 및 과도한 반복이 필요하다는 단점이 있다. 따라서 최근에는 역열전달 문제 해석에 임의의 해집단으로부터 최적값을 찾아가는 탐색기법의 이용이 증가되고 있으며, 그 대표적인 방법이 GA 및 RPSO 알고리즘이 이다^(1,3,16~18).

3.1. 유전 알고리즘(Genetic Algorithm, GA)

유전 알고리즘은 자연계 생물들이 그들의 유전자를 보존하고 생존을 지키기 위해 자손을 생산하고 끊임없이 환경과 투쟁하며 적응해가는 일련의 과정은 주어진 환경에서 최선이라는 사실에 입각하여 Holland(19)는 유전학과 진화원리를 컴퓨터 알고리즘에 적용시키는 연구를 했다. 초기 개체군(염색체 집합)은 난수(random number)와 각각의 유전자들의 허용된 최대·최소값을 이용하여 계산 후 생성하게 된다⁽⁷⁾. Fig. 2는 유전 알고리즘의 flowchart를 보여주고 있다.

유전 알고리즘의 유전자(gene)는 우리가 구하고자 하는 단 1개의 물성치(solution)를 의미하며, 또한 추정하고자 하는 8개의 유전자($k_v, c_v, Z, E_A, \Delta H_p, k_c, \rho_c, c_c$)그룹을 염색체(개체)라 한다. 염색체의 집합을 개체군(population)으로 정의한다.

염색체는 $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 이며, a 는 유전자, n 은 염색체를 구성하는 유전자 개수이다. 본 연구에서 유전자는 $a_1 = k_v, a_2 = c_v$ 와 같이 표현될 수 있다. 개체군은 염색체들의 집합 $\{A^1, A^2, \dots, A^N\}$ 이며, A 는 염색체, N 은 개체군 구성을 위한 염색체 수이다. 초기 개체군 생성은 다음과 같이 할 수 있

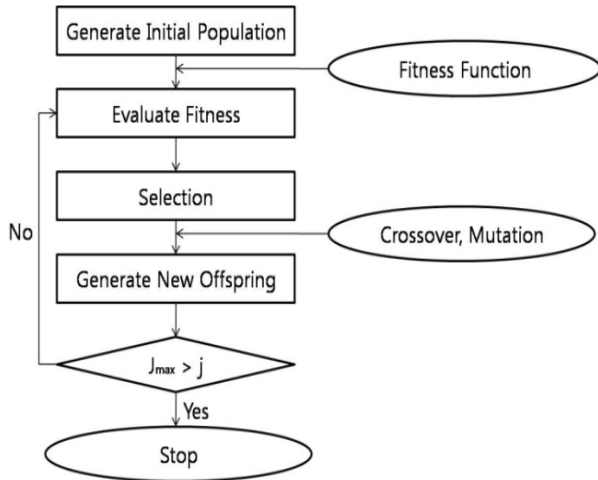


Fig. 2 Flowchart of the genetic algorithm

다. $a_m^n(j)$ 는 j 세대, n^{th} 염색체의 m^{th} 유전자를 의미한다. 초기 개체군은 아래와 같이 생성할 수 있다.

$$A_m^n(j) = a_{m,\min} + r(a_{m,\max} - a_{n,\min}) \quad (12)$$

여기서, 아래첨자 m , \min , \max 는 각각 유전자 번호, 사용자가 지정한 유전자 최소 및 최대 한계 값, j 는 세대수, r 은 난수(random number)이다. 여기서 난수는 $[0, 1]$ 의 범위에서 생성되는 실수이다. 새로운 개체가 생성될 가능성은 개체의 적합도(fitness)에 의해 결정되며, 개체 선택(selection)의 기준이 되는 적합도 함수 f^n 은 다음과 같이 계산될 수 있다⁽⁴⁾.

$$f^n = \frac{\sum_{\phi} \mu_{\phi} \left(\frac{\sum_{\Delta t \phi} (\phi_{\text{exp}} - \overline{\phi_{\text{exp}}})^2 - \sum_{\Delta t \phi} (\phi_{\text{exp}} - \overline{\phi_{\text{try}}})^2}{\sum_{\Delta t \phi} (\phi_{\text{exp}} - \overline{\phi_{\text{exp}}})^2} \right)}{\sum_{\phi} \mu_{\phi}} \quad (13)$$

여기서, f 는 적합도 함수, ϕ 는 적합도를 평가하기 위한 비교 대상 물리량으로 본 연구에서는 표면 온도와 질량소모율이다. 하첨자 exp , try 는 각각 실험값과 n^{th} 개체의 후보 해들을 이용하여 수치적으로 평가한 데이터이다. 선택 연산자는 룰렛 휠(roulette wheel selection) 선택법을 이용하며, n^{th} 개체의 선택확률 p^n 는 다음과 같이 계산되어진다.

$$p^n = \frac{f^n}{\sum_{n=1}^N f^n} \quad (14)$$

3.2. 반발 입자 군집 최적화(Repulsive Particle Swarm Optimization, RPSO)

PSO(particle swarm optimization) 알고리즘은 유전학과 진화원리를 이용한 GA와 달리 생체군집인 새 떼 및 물고

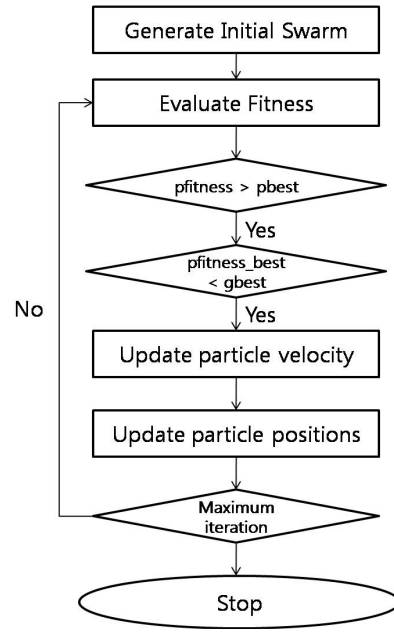


Fig. 3 Flowchart of the RPSO algorithm

기 떼 등의 사회적 행동양식에 대한 규칙성 증명에 착안하여 Kennedy와 Eberhart⁽²⁰⁾에 의하여 개발되었다. PSO 알고리즘이 GA에 비하여 문제해결 능력(해의 수렴성, 계산시간 등)이 우수하다는 장점이 있지만 해의 탐색공간이 매우 광범위하고 지역 최적값이 매우 복잡한 최적화 문제에 PSO알고리즘을 적용할 경우 입자들의 군집이 지역 최적값으로 조기 수렴함으로써 전역 최적값을 찾기 어려워 질 수 있다는 단점이 있다⁽³⁾. 이와 같은 단점을 보완하기 위하여 PSO⁽²⁰⁾의 속도 식에서 전체 군집의 최적 위치 대신에 무작위로 선택한 입자들의 최적 위치를 이용한 속도 식 (15)으로 개선한 방법이 RPSO이다. 군집을 형성하는 입자들이 후보 해들을 의미한다. 이러한 입자들은 추정하고자하는 최적의 해를 얻기 위하여 군집 내에서 탐색하며, 최적값에 가장 가까운 입자를 따라 나머지 입자들끼리 각각의 속도와 위치를 수정해가며 이동하게 된다. 입자의 위치는 개인적 최적 위치(pbest), 입자 전체 중 최적 위치(gbest)로 정의하고 구분 할 수 있다. RPSO 알고리즘의 flowchart를 Fig.3에 나타내었다. 최적의 해를 얻고자 하는 파라미터들은 식 (12)를 이용하고, 적합도 함수인 식 (13)을 이용하여 각각의 입자 위치를 평가한다.

$$v_{i+1} = wv_i + \alpha r_1 (\hat{x}_i - x_i) + w\beta r_2 (\hat{x}_{h_i} - x_i) + w\gamma r_3 z \quad (15)$$

여기서, v 는 입자 속도, w 는 관성가중치(범위 $[0.01, 0.7]$)⁽¹²⁾, α , β , γ 는 상수, r_1 , r_2 , r_3 는 $[0, 1]$ 범위에서 생성되는 난수, z 는 입자들의 탐색성능을 향상시키기 위해 도입된 임의의 속도 성분, x 는 입자 위치, \hat{x} 는 입자의 최적 위치 및 x_h 는 군집 내에서 임의로 선택한 입자의 현재까지의 최적

위치이다. 즉, 자신의 최적 위치뿐만 아니라 다른 입자들의 최적의 위치정보를 공유함으로써 해집단이 지역 최적값으로 조기 수렴을 방지하고 새로운 영역을 탐색할 수 있기 때문에 공간 탐색 능력과 매우 복잡한 최적화 문제의 해결 능력이 PSO 알고리즘에 비해 우수하다는 장점이 있다⁽³⁾. w 는 범위 [0.01, 0.7]⁽¹²⁾에서의 관성가중치(inertia weight)로 global search(전역 탐색, 새로운 영역 탐색)과 local search(국지 탐색, 현재 영역의 미세한 조정)을 조화시키는 역할을 한다. w 가 커질수록 전역적 탐색을 의미한다.

식 (15)에서 구한 속도 벡터를 이용하여 새로운 입자의 위치를 갱신하게 된다.

$$x_{i+1} = x_i + v_{i+1} \tag{16}$$

4. 성능 평가

4.1. 성능 평가 방법

해 집단으로부터 최적 값을 찾아가는 대표적인 탐색기법인 GA 및 RPSO 알고리즘을 탄화 재료를 대상으로 실험값인 표면 온도와 질량소모율을 가지고 8개의 열분해 물성치(열전도율[*virgin, char*], 비열[*virgin, char*], 밀도[*char*], 열분해열, 선 지수인자 및 활성화 에너지)를 추정하여 성능을 검토하였다. 특히, 최적화 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 중요 요소인 수렴성(계산시간, 정확도)에 초점을 맞춰 연구를 수행하였다. 이를 위하여 최대 반복수(maximum iteration number)을 50, 100, 250, 500 및 1000 완료 후 GA와 RPSO 알고리즘에 의해 추정된 물성 값들을 가상 탄화 재료의 물성 값들과의 상대오차를 비교하였다.

또한 추정된 8개의 물성치를 개발된 1DPyro 프로그램의 입력 데이터로 이용하여 계산된 표면 온도와 질량소모율을 실험 데이터와의 비교를 통하여 RPSO 알고리즘의 성능을 검토하였다.

4.2. 실험 데이터를 이용한 물성치 추정

최적화 알고리즘들의 성능 검토를 위하여 가상의 탄화 재료(추정하려는 8개의 물성값을 1DPyro의 입력 데이터로 이용하여 계산된 표면 온도 및 질량소모율)를 대상으로 GA 및 RPSO를 이용하여 물성값을 추정 후 가상 탄화 재료 물성값과 비교 검토하였다. 가상 탄화 재료는 추정하려는 물성치 값들을 이미 알고 있기 때문에 최적화 알고리즘으로부터 획득한 물성치 값들과 비교를 통하여 정확도 검증이 가능하다. 가상 탄화 재료의 8개 물성 값들을 너무 근거 없이 랜덤하게 주어질 경우 다소 이상한 실험 데이터(1DPyro를 이용하여 계산된 표면 온도 및 질량소모율)가 만들어 질 수 있다. 따라서 본 연구에서는 chris⁽⁷⁾의 red oak 실험결과로부터 GA를 이용하여 추정한 8개의 물성치 값들을 가상 재료의 물성 값

으로 선정하였다. 가상 탄화 재료의 실험값(표면 온도 및 질량소모율)을 계산하기 위해 필요한 8개의 물성치 이외의 재료 두께, 주변 및 초기온도, 대류 열전달 계수 및 방사율 등은 Table 1과 같다. 최적화 알고리즘의 입력 변수는 개체수(염색체 수[GA], 군집 수[RPSO]) 100으로 GA 및 RPSO에 동일하게 적용하였으며, GA의 돌연변이 확률은 0.1로 하였다. 본 연구의 목적인 최적화 알고리즘의 수렴성 검토를 위하여 최대 반복수 수를 50(case1), 100(case2), 250(case3), 500(case4) 및 1000(case5)로 고려하여 각각의 반복 계산 회수에서 추정된 물성값들의 상대오차를 비교한다.

Table 2는 GA 및 RPSO 알고리즘을 이용하여 각각의 최대 반복수에서 획득된 물성치들의 추정값 및 가상 탄화 재료의 물성값들과의 상대오차이다. GA 및 RPSO 알고리즘 모두 해의 최적화를 위하여 반복 계산 회수가 증가할수록 점차 실제 물성치 값들과의 상대오차가 감소함을 확인할 수 있다. 추정된 8개의 물성치의 평균 상대오차를 기준으로 판단했을 경우, GA는 최대 반복수가 50~100에서는 약 35%, 250~1000에서는 약 28% 및 1000번 후 약 7.3%으로 나타났다. 1000번 반복 후 급격히 상대오차가 감소하는 것으로 나타났다. 반면 RPSO 알고리즘은 반복회수가 50에서 약 17%로서 GA를 100번 반복 계산하였을 경우보다 2배 이상 상대오차 범위가 축소됨을 확인할 수 있다. 이후 반복 회수가 증가함에 따라 점차 상대오차 범위가 감소되었다. 고려된 5개의 최대 반복수에서 RPSO가 GA에 비하여 물성치 추정 성능이 우수함을 8개 물성치 평균 상대오차 및 각각의 물성치 상대오차 범위를 통하여 확인하였다. 이와 같은 결과로부터 탄화 재료를 대상으로 역물성치 추정에 RPSO 알고리즘이 GA에 비하여 빠르고 정확하게 해를 수렴시킬 수 있기 때문에 좀 더 지능적, 효율성이 높은 알고리즘이라 판단할 수 있다.

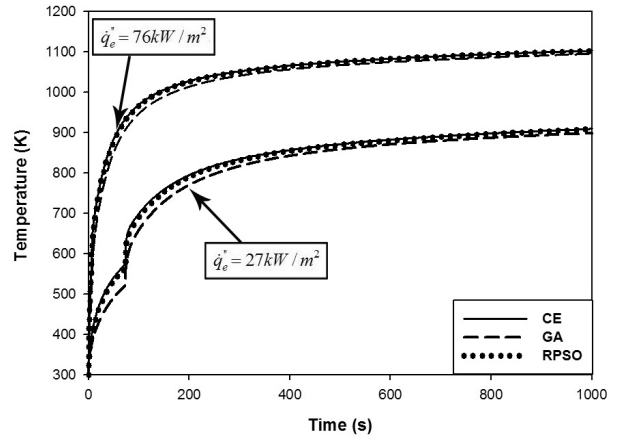
Fig. 4, 5는 최대 반복수를 50(case1), 1000(case5) 수행 후 가상 탄화 재료의 실험값과 최적화 알고리즘을 통하여 획득한 물성값들을 1DPyro를 이용하여 계산한 표면 온도와 질량소모율을 비교한 그림을 보여주고 있다. 가상 탄화 재료의

Table 1 Input parameters⁽⁷⁾

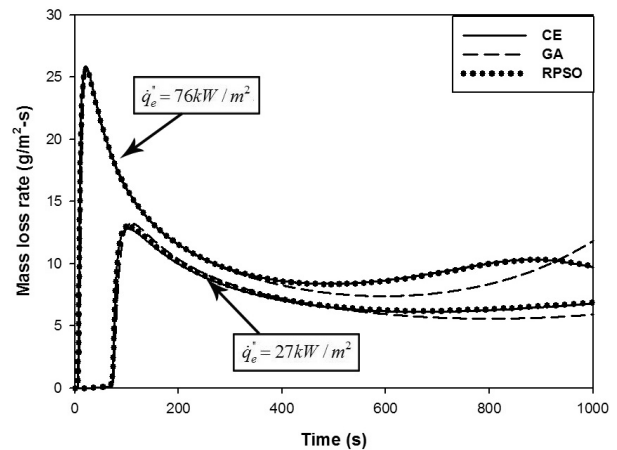
$\delta(mm)$	31.8	$k_v(W/mK)$	0.42
$t_{ig}(s)$	73, 6	$c_v(J/kg K)$	1.57
$\dot{q}_c''(kW/m^2)$	27, 76	$Z(m/s)$	1.43×10^7
$T_0(K)$	300	$E_A(J/mol)$	147.4
$T_\infty(K)$	300	$\Delta H_p(J/kg)$	802
ϵ	0.9	$k_c(W/mK)$	0.73
$\dot{q}_{fl}''(kW/m^2)$	30	$c_c(J/kg K)$	2.33
$\rho_v(kg/m^3)$	624	$\rho_c(kg/m^3)$	261
$t_{stop}(s)$	1000	\bar{c}_g	식 (3)

Table 2. Comparison of true material properties and those found by GA and RPSO

Material property	Hypothetical material	Case #	GA (Rel. Error %)	RPSO (Rel. Error %)
k_v (W/mK)	0.42	#1	0.449 (6.86)	0.443 (5.45)
		#2	0.449 (6.86)	0.43 (2.33)
		#3	0.544 (29.6)	0.424 (0.951)
		#4	0.503 (19.8)	0.425 (1.09)
		#5	0.455 (8.33)	0.42 (0.022)
c_v (J/kg K)	1.57	#1	2.70 (71.9)	1.66 (5.57)
		#2	2.70 (71.9)	1.60 (1.87)
		#3	1.74 (11.0)	1.58 (0.685)
		#4	1.59 (1.05)	1.59 (0.959)
		#5	1.55 (1.1)	1.57 (0.134)
k_c (W/mK)	0.73	#1	0.69 (5.54)	0.711 (2.67)
		#2	0.69 (5.54)	0.717 (1.83)
		#3	0.625 (14.3)	0.724 (0.771)
		#4	0.602 (17.5)	0.726 (0.5115)
		#5	0.693 (5.09)	0.728 (0.273)
c_c (J/kg K)	2.33	#1	3.73 (60.3)	2.45 (5.15)
		#2	3.73 (60.3)	2.31 (0.868)
		#3	2.41 (3.61)	2.32 (0.324)
		#4	2.34 (0.526)	2.35 (0.838)
		#5	2.16 (7.45)	2.28 (2.21)
ρ_c (kg/m ³)	261	#1	247 (5.23)	261 (0.114)
		#2	247 (5.23)	261 (0.0724)
		#3	205 (21.4)	261 (0.0619)
		#4	229 (12.3)	261 (0.0226)
		#5	257 (1.61)	261 (0.037)
ΔH_p (J/kg)	802	#1	719 (10.3)	819 (2.18)
		#2	719 (10.3)	822 (2.52)
		#3	1050 (30.7)	812 (1.21)
		#4	870 (8.47)	807 (0.572)
		#5	941 (17.3)	817 (1.93)
Z (m/s)	1.43×10^7	#1	9.57×10^4 (99.3)	3.22×10^5 (97.7)
		#2	9.57×10^4 (99.3)	1.35×10^6 (90.5)
		#3	3.13×10^7 (119)	5.54×10^6 (61.2)
		#4	3.79×10^7 (165)	3.22×10^5 (97.7)
		#5	1.21×10^7 (15.4)	9.84×10^6 (31.1)
E_A (J/mol)	147	#1	113 (23.3)	124 (16.0)
		#2	113 (23.3)	133 (9.58)
		#3	146 (0.797)	142 (3.9)
		#4	150 (1.54)	142 (3.64)
		#5	144 (2.49)	145 (1.4)
Averaged Rel. error(%)		#1	(35.34125)	(16.85425)
		#2	(35.34125)	(13.6963)
		#3	(28.80088)	(8.637863)
		#4	(28.27325)	(8.229575)
		#5	(7.34625)	(4.63825)



(a) Temperature change



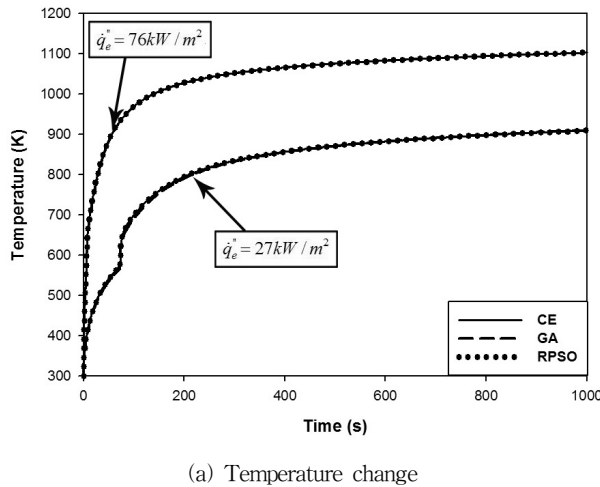
(b) Mass loss rate change

Fig. 4 Comparison between the calculated experiment (CE) and the modeled results until 50 iterations for different external heat fluxes

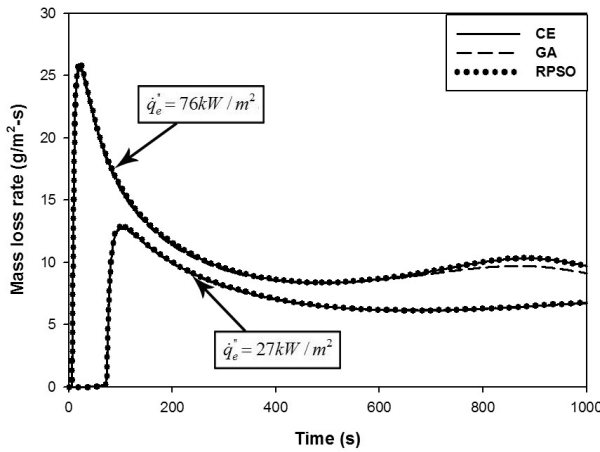
실험데이터(표면 온도, 질량소모율)를 CE로 그림에 표시하며, GA 및 RPSO 알고리즘을 이용하여 추정된 물성치 값들로 계산된 실험데이터를 GA와 RPSO로 각각 표시하였다. 50 번 반복 계산 후 RPSO 알고리즘은 표면 온도 및 질량소모율이 모두 실험데이터와 매우 유사한 경향을 보였다. GA의 경우 ~400초까지는 표면 온도가 400초 이후는 질량소모율이 실험데이터와 다소 큰 차이를 보이는 것으로 나타났다. 1000 번 반복 계산 후 RPSO는 고려된 2개의 열유속 실험 데이터와 거의 동일하며, GA는 $\dot{q}_e''=76(kW/m^2)$ 일 때 약 700초 이후부터 질량소모율이 다소 큰 차이를 보였으나, 이외 표면 온도 및 질량소모율은 거의 실험데이터와 동일하게 나타났다.

5. 결론

본 논문에서는 고체 형태의 물질로서 탄화재료가 외부로 열을 받아 가열되고 열분해 되는 과정을 비정상 상태의 1차



(a) Temperature change



(b) Mass loss rate change

Fig. 5 Comparison between the calculated experiment (CE) and the modeled results until 1000 iterations for different external heat fluxes

원문제로 해석하였다. 이 과정에서 관계되는 8개의 열분해 물성치(열전도율[*virgin, char*], 비열[*virgin, char*], 밀도[*char*], 열분해열, 선 지수인자 및 활성화 에너지)를 추정하기 위하여 임의의 해 집단으로부터 최적 값을 찾아가는 대표적인 탐색기법인 유전 알고리즘(GA) 및 반발 입자 군집 최적화(RPSO) 알고리즘을 이용하였다. 물성치 추정은 연구 대상 탄화재료의 실험데이터인 표면 온도와 질량소모율을 이용하였으며, 얼마나 빠르고 정확하게 최적값에 도달하는지에 대한 검토를 위하여 가상 탄화 재료의 실험데이터를 이용하였다. 최대 반복수(maximum iteration number)을 50, 100, 250, 500 및 1000 완료 후 GA와 RPSO 알고리즘에 의해 추정된 물성 값들을 가상 탄화 재료의 물성 값들과의 상대오차를 비교 하였다.

추정된 8개 물성값의 평균 상대오차를 기준으로 고려된 모든 최대 반복수에서 GA가 RPSO 알고리즘에 비하여 2.7~21.6% 크게 나타났다. 최대 반복수가 50-18.5%, 100-21.6%, 250-20.163%, 500-20.0% 및 1000-2.7% 높은 상대오차를

보였다. 또한 8개 물성값의 개별적 상대오차를 비교에서도 RPSO 알고리즘이 GA 보다 월등히 최적값에 근사한 값을 추정하는 것으로 나타났다.

추정된 8개의 물성치 값들을 1차원 열분해 해석 코드의 입력데이터로 표면 온도와 질량소모율을 계산 후 실험 데이터와 비교한 결과에서도 RPSO 알고리즘이 GA에 비하여 매우 근접한 경향을 보이는 것으로 나타났다. 최대 반복수를 가장 작게 고려한 경우에서 GA는 실험데이터와 다소 큰 차이를 보인 반면, RPSO 알고리즘의 실험데이터와 매우 유사함을 확인할 수 있었다. 이와 같은 결과를 바탕으로 탄화재료를 대상으로 RPSO 알고리즘이 GA를 이용하여 물성치 추정할 경우 빠른 시간 내에 정확한 해를 얻을 수 있음을 확인할 수 있다.

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," *Tran. 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," *Tran. KSME(B)*, Vol. 28, No. 9, pp. 1124~1132.
- (3) Lee, K. H., Baek, S. W. and Kim, K. W., 2008, "Inverse Radiation Analysis using Repulsive Particle Swarm Optimization Algorithm," *International Journal of Heat and Mass Transfer* 51, pp. 2772~2783.
- (4) Lautenberger, C., 2007, "Generalized pyrolysis model for combustible solids," Doctoral thesis, University of California, Berkeley.
- (5) Chang, H. C., Park, W. H., Lee, D. H., Jung, W. S., Son, B. S and Kim, T. K., 2010, "Estimation of Fire Dynamics Properties for Charring Material Using a Genetic Algorithm," *Korean Institute of Fire Science & Engineering*, Vol. 24, No. 2, pp. 106~113.
- (6) Matala, A., 2008, "Estimation of solid phase reaction parameters for fire simulation," Master thesis, Helsinki University of Technology.
- (7) Lautenberger, C., Rein, G. and Fernandez-Pello, C., 2006, "The application of a genetic algorithm to estimate material properties for fire modeling from bench-scale fire test data," *Fire Safety Journal* 41, pp. 204~214.
- (8) Lautenberger, C., 2008, "Gpyro-A Generalized Pyrolysis Model for Combustible Solids Users' Guide (Version 0.650)," University of California, Berkeley.
- (9) Kim, E., Lautenberger, C. and Dembsey, N., 2009, "Property estimation for pyrolysis modeling applied to polyester FRP composites with different glass contents,"

- Fire and Material.
- (10) Chang, H. C., Park, W. H., Lee, D. H., Jung, W. S., Son, B. S and Kim, T. K., 2010, "Estimation of Fire Dynamics Properties for Charring Material Using a Genetic Algorithm," Korean Institute of Fire Science & Engineering, Vol. 24, No. 2, pp. 106~113.
 - (11) Mishra, S. K., 2006, "Repulsive particle swarm method on some difficult test problems of global optimization," Munich personal repec archive.
 - (12) Atrdya, A., 1983, "Pyrolysis, ignition, and fire spread on horizontal surfaces of wood," Cambridge, MA, Harvard University. Ph.D.
 - (13) McGrattan, K. B., Forney, G. P., Floyd, J. E., Hostikka, S. and Prasad, K., 2004, "Fire dynamics simulator (version 4)-user's guide," National Institute of Standards and Technology, NISTIR 6784.
 - (14) Ritchie, S. J., Steckler, K. D., Hamins, A., Cleary, T. G., Yang, J. C. and Kashiwagi, T., 1997, "The effect of sample size on the heat release rate of charring materials," Fire safety science-Proceedings of the fifth international symposium. International Association for Fire Safety Science, pp. 177~188.
 - (15) Chang, H. C., Park, W. H., Lee, D. H., Jung, W. S., Kim, T. K., 2009, "Study on pyrolysis reaction characteristics and sensitivity analysis of solid fuel," KSME/JMST THERMAL and FLUID Engineering Conference, pp. 508-511.
 - (16) Y. Wu, 2006, "Global logistics road planning: a genetic algorithm approach", ISORA'06, pp. 75~81
 - (17) Michalewicz, Z., 1995, "Genetic algorithms+data= evolution programs," New York, Springer.
 - (18) Jin, G. G., 2000, "Genetic algorithms and their applications," kyowoo publishing.
 - (19) Holland, J., 1975, "Adaptation in Natural and Artificial System," University of Michigan Press, Ann Arbor.
 - (20) Kennedy. J., Eberhart, R. C., 1995, "Particle swarm optimization," in: Proceedings of the 1995 International Conference on Neural Networks, vol. 4, IEEE Press, Piscataway, NJ, pp. 1942~1948.