

유전 알고리즘을 이용한 탄화 재료의 화재 물성치 추정 Estimation of Fire Dynamics Properties for Charring Material Using a Genetic Algorithm

장희철 · 박원희* · 이덕희* · 정우성* · 손봉세** · 김태국***†

Hee-Chul Chang · Won-Hee Park* · Duck-Hee Lee* ·
Woo-Sung Jung* · Bong-Sei Son** · Tae-Kuk Kim***†

중앙대학교 대학원, *한국철도기술연구원 철도환경 연구실,
경원대학교 소방방재공학전공, *중앙대학교 기계공학부
(2010. 2. 10. 접수/2010. 4. 9. 채택)

요 약

화재특성을 보다 현실감 있게 분석하기 위해서는 관련된 화재 역학의 정확한 물성 정보를 필요로 하게 되며, 이러한 화재물성을 획득하는 하나의 방법으로서 역물성 분석이 고려될 수 있다. 본 연구에서는 역물성 해석의 한가지 방법으로서 역열전달 해석 등에 많이 응용되고 있는 유전 알고리즘을 이용하였다. 고체 형태의 화재 물질로서 비교적 단순한 반응 특성을 나타내는 탄화물이 외부로부터 열을 받아 열분해되는 과정을 비정상 상태의 일차원문제로 간략화하여 해석하였으며, 이 과정에서 관계되는 반응역학의 물성을 추정하기 위하여 유전 알고리즘을 이용하였다. 이러한 역물성 분석의 입력 자료로서는 주어진 물성값을 이용하여 1차원 비정상 문제의 해석 결과인 탄화물의 열분해 표면 온도와 질량소모율 등이 되며, 이들 입력 자료에 해당하는 8개의 화재 물성치를 추정하여 보았다. 추정된 8개의 물성치 중 최대, 최소 상대오차는 각각 151%(탄화물의 비열), 1.81%(탄화 전 초기재료의 비열)이며, 추정된 8개의 화재 물성치를 입력하여 계산한 표면 온도와 질량소모율의 가상실험값에 대한 평균 상대오차는 각각 0.99773%, 3.087802%로 비교적 정확한 값을 추정한 것으로 나타났다.

ABSTRACT

Fire characteristics can be analyzed more realistically by using more accurate material properties related to the fire dynamics and one way to acquire these fire properties is to use one of the inverse property analyses. In this study the genetic algorithm which is frequently applied for the inverse heat transfer problems is selected to demonstrate the procedure of obtaining fire properties of the solid charring material with relatively simple chemical structure. The thermal decomposition on the surface of the test plate is occurred by receiving the radiative energy from external heat sources, and in this process the heat transfer through the test plate can be simplified by an unsteady 1-D problem. The inverse property analysis based on the genetic algorithm is then applied for the estimation of the properties related to the reaction pyrolysis. The input parameters for the analysis are the surface temperature and mass loss rate of the char plate which are determined from the unsteady 1-D analysis with a given set of 8 properties. The estimated properties using the inverse analysis based on the genetic algorithm show acceptable agreements with the input properties used to obtain the surface temperature and mass loss rate with errors between 1.8% for the specific heat of the virgin material and 151% for the specific heat of the charred material.

Key words : Fire property, Genetic algorithm, Pyrolysis, Solid material, 1-D unsteady model

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 기

† E-mail: kimtk@cau.ac.kr

술설계 및 화재관련 다양한 관련법들에서 요구되는 안전기준을 증명하기 위해 가장 흔히 사용되는 방법이다. 화재전파 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 역복사 해석 연구가 활발히 이루어지고 있다.^{1,3)} 또한 역열전달 문제 해석을 위하여 임의의 해 집단으로부터 최적 값을 찾아가는 탐색기법인 유전 알고리즘에 관심이 증대되고 활용되고 있다. 최근에 역화재 물성치 해석은 시편시험 결과를 이용하여 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA) 최적화 기법에 대한 기초연구가 미국의 UC Berkeley (University of California, Berkeley), WPI(Worcester Polytechnic Institute) 및 핀란드의 Helsinki University of Technology에서 수행된바 있으며,^{4,6)} 해석 프로그램도 그 일부가 공개된바 있다.⁷⁾ 연구 대상은 열가소성 재료, charring material 및 유리 섬유 보강 플라스틱(Fiberglass Reinforced Plastics, FRP) 등 점차 복잡한 열분해 반응을 고려할 수 있도록 확대되었다.⁸⁾

본 논문에서는 다양한 역열전달 해석에 사용되고 있는 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)을 비교적 단순한 열분해 특성을 보이는 탄화물을 대상으로 가상 실험값인 표면 온도와 질량소모율을 가지고 8개의 화재 물성치(열전도율[*virgin, char*], 비열[*virgin, char*], 밀도[*char*], 열분해열, 선 지수인자 및 활성화 에너지를 추정하는 연구를 수행하고자 한다. 추정된 물성 값들이 실제 물성 값들과의 일치 여부 검증 및 가상실험

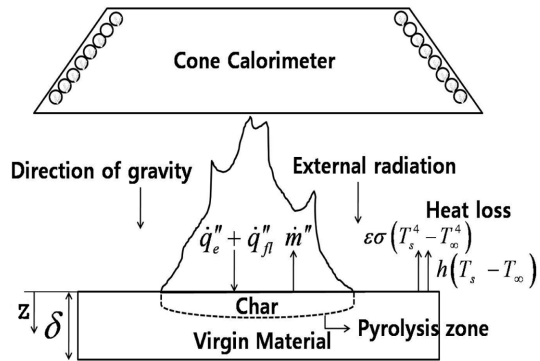


Figure 1. Simplified schematics of the physical problem.¹⁰⁾

값과 추정된 물성치를 개발된 1DPyro 프로그램의 입력 데이터로 이용하여 계산된 표면 온도와 질량소모율의 비교를 통하여 유전 알고리즘의 성능을 검토하고자 한다.

2. 열분해

2.1 열분해 개요

열분해는 열을 가하여 분자를 활성화시켰을 때 약한 결합이 끊어져서 새로운 물질을 만드는 반응이며, 흡열반응이므로, 온도가 상승할수록 더욱 활발해지는 특징이 있다. 고체 재료의 열분해 반응 시험은 주로 콘칼로리미터를 이용하여 수행되어 왔다.⁹⁾ 콘칼로리미터는 콘히터에서 발생하는 열로 인해 시편이 가열되고 연소되면서 발생하는 가스의 성분 분석, 질량소모율 및 표면 온도 등을 복합적으로 분석할 수 있는 장비이다. Figure 1은 콘칼로리미터를 이용한 시편 시험시 발화 후의 물리적 문제를 단순화시킨 개략도이다. 표면 위치를 $z = 0$, 바닥 면의 위치는 $z = \delta$ 이다. Figure 1에 나타낸바와 같이 시편의 발화전에는 외부로부터의 열유속으로 인하여 고체 재료의 표면이 가열되어 내부로 열이 전도되고 표면에서는 대류 및 복사에 의한 열손실이 발생한다. 또한 발화 이후에는 화염에서 발생하는 연소열이 표면에 추가적으로 도달하게 된다.

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.⁵⁾

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

여기서, ρ 는 밀도(kg/m³), c 는 비열(J/kg K), t 는 시간(sec), T 는 온도(K), k 는 열전도율(W/mK), \dot{m}''' 은 단위 체적당 질량소모율(kg/m³s), 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, g는 각각 virgin, char, initial, gas상태를 표시한다. \bar{c}_g 는 다음과 같이 계산할 수 있다.^{11,12)}

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

여기서, 아래첨자 f는 열분해 반응 면에서의 값을 나타낸다.

초기조건 및 표면과 바닥 면의 경계조건은 각각 아래와 같이 표현할 수 있다. 즉, 표면에서는 외부로부터 열을 받아 전도되고 대류 및 복사에 의해서 열 손실이 발생되며, 바닥 면은 단열로 고려하였다.

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

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

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

여기서, ε 는 표면 방사율, \dot{q}_c'' 는 외부 열유속(W/m²), h 는 대류 열전달 계수(W/m²K), σ 는 Stefan-Boltzmann 상수(W/m²K⁴), δ 는 재료의 두께(m), 아래첨자 s와 ∞ 는 각각 표면과 대기를 표시한다. 또한 \dot{q}_n'' 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 char의 체적 분율을 이용하여 계산할 수 있다.

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

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

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

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

여기서, 열분해 반응 면의 위치는 다음과 같이 계산된다.¹¹⁾

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

\dot{m}'' 는 단위면적당 질량소모율로 Arrhenius 함수를 이용하여 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.

2.3 1차원 열분해 모델 비교

1차원 열분해 모델을 이용하여 고체 시편의 열분해 현상을 해석할 수 있도록 간단한 컴퓨터 프로그램(1DPyro)을 만들어 해석 결과의 정확도를 비교분석하였다. 해석결과를 검증하기 위하여 우선 대류에 의한 열손실을 고려한 비정상상태에서의 엄밀해¹³⁾와 비교하고 중요 파라미터에 대한 민감도분석을 수행하였다.¹⁴⁾ Chris Lautenberger⁵⁾에 의해 2006년도에 발표된 연구 결과와 비교 검토하기 위하여 고체 재료인 red wood의 물성 값 및 경계조건 등을 동일하게 설정하였으며, 사용된 data는 Table 1과 같다.

Table 1. Input Parameters⁵⁾

δ (mm)	19.1	k_v (W/mK)	0.22
t_{ig} (s)	412	c_v (J/kg K)	1.87
\dot{q}_c''	21	Z (m/s)	3.38×10^7
T_0	300	E_A (J/mol)	154
T_∞	300	ΔH_p (J/kg)	686
ε	0.9	k_c (W/mK)	0.18
\dot{q}_n''	30	c_c (J/kg K)	2.47
ρ_v (kg/m ³)	420	ρ_c (kg/m ³)	101

여기서, 아래첨자 ig는 ignition을 표시한다.

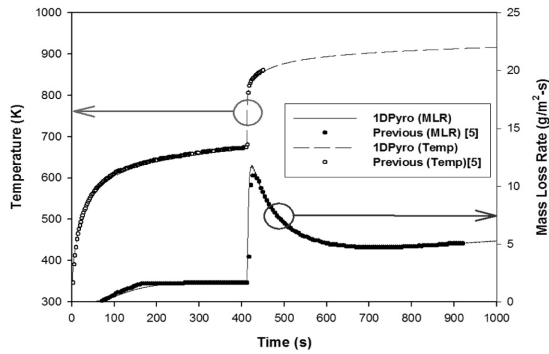


Figure 2. Comparison of previous results and model predictions using 1DPyro.

본 연구에서 개발된 1DPyro 프로그램을 검증하기 위하여 시간에 따른 표면 온도 및 질량소모율(mass loss rate, MLR)을 기존의 검증된 결과들과 비교 검토하였다. Figure 2는 red wood의 표면 온도와 질량소모율에 대한 1DPyro의 결과와 기존연구 결과⁵⁾를 비교한 그림이다. 표면 온도와 질량소모율의 결과를 비교하였으며, 2가지의 표면 온도 결과들은 거의 일치하는 것으로 나타났다. 질량소모율에는 약간의 오차를 보였으나 매우 유사한 경향을 나타내었다. 이와 같은 결과로부터 1차원 열분해 해석 코드인 1DPyro의 해석결과는 최적화 알고리즘에 활용될 수 있을 것으로 판단하였다.

3. 최적화 알고리즘

역열전달 문제는 주로 실험값을 이용하여 구하고자 하는 해를 추정해가기 때문에 실험값에 매우 민감한 영향을 받는 특성이 있다. 따라서 안정적으로 해를 수립시키기 위해 반복법을 이용한 최적화 방법이 많이 사용되며, 그 대표적인 방법이 공액구배법(conjugate gradient method)이다. 이 반복법은 구배 정보를 이용하며 빠르게 해를 찾을 수 있는 장점이 있지만, 파라미터 수가 많으면 계산시간이 매우 증가되며, 서로 의존적인 파라미터들을 동시에 추정할 경우 오히려 불안정한 결과 및 과도한 반복이 필요하다는 문제점이 있다. 따라서 최근에는 역열전달 문제 해석에 임의의 해집단으로부터 최적값을 찾아가는 탐색기법의 이용이 증가되고 있으며, 그 대표적인 방법이 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)이다.¹⁻³⁾

3.1 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)¹⁵⁻¹⁸⁾

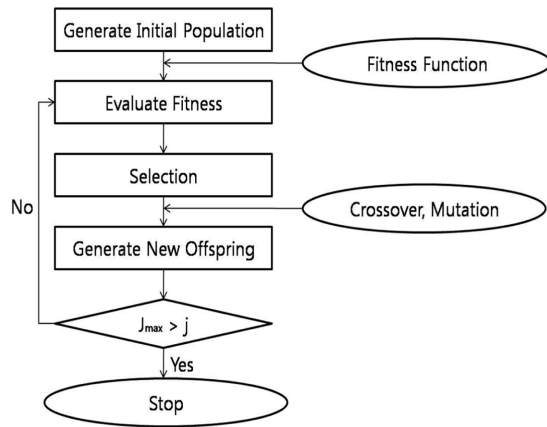


Figure 3. Flowchart of a genetic algorithm.

유전 알고리즘은 자연계 생물들이 그들의 유전자를 보존하고 생존을 지키기 위해 자손을 생산하고 끊임없이 환경과 투쟁하며 적응해가는 일련의 과정은 주어진 환경에서 최선이라는 사실에 입각하여 Holland¹⁵⁾는 유전학과 진화원리를 컴퓨터 알고리즘에 적용시키는 연구를 했다. 유전 알고리즘은 초기 개체군 생성, 적합도 평가, 선택, 교차, 돌연변이의 과정을 거쳐 새로운 자손을 생성한다. 사용자가 설정한 정지조건을 충족하면 알고리즘은 완료되며, 그렇지 못할 경우 다시 적합도 평가로 돌아가 반복 계산하게 된다. 초기 개체군은 난수(random number)와 유전자의 최대 및 최소값을 이용하여 계산 후 생성하게 된다.⁵⁾ Figure 3은 유전 알고리즘의 flowchart이다.

3.1.1 초기 개체군(Initial population)

유전 알고리즘의 유전자는 우리가 구하고자 하는 단 1개의 물성치(해)를 의미하며, 또한 추정하고자 하는 8개의 유전자($k_w, c_w, Z, E_A, \Delta H_p, k_c, \rho_c, c_c$)를 개체라 한다. 개체군이란 전체 개체(예비 해)의 그룹을 의미한다. 개체군은 일정하고 연속적으로 생성되고 진화된다. 최초 개체군을 1세대, 1세대의 후손을 2세대라고 한다.

개체는 유전자들의 집합(a_1, a_2, \dots, a_n)이며, a 는 유전자, n 은 파라미터 또는 개체를 구성하는 유전자 개수이다. 본 연구에서 유전자는 $a_1 = k_w, a_2 = c_w$ 와 같이 표현될 수 있다. 개체군은 개체들의 집합 $\{A^1, A^2, \dots, A^N\}$ 이며, A 는 개체, N 은 개체군 구성을 위한 개체 수이다. 초기 개체군 생성은 다음과 같이 할 수 있다. $A^n(j)$ 는 j 세대 n th 개체, $A_m^n(j)$ 는 j 세대, n th 개체의 m th 유전자를 의미한다.

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

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.

3.1.2 선택(Selection)

새로운 개체군을 생성하였다면 그 다음 단계는 생성된 개체들이 얼마나 해에 적합한지를 판단하는 선택(selection)단계이다. 개체 선택의 기준이 되는 함수를 적합도 함수(fitness function)라 한다. 적합도는 각각의 개체에 대해서 평가하게 되며, 얼마나 개체의 예비 해(유전자)가 실험값과의 일치하는지 여부가 핵심 포인트다. 적합도가 높다는 것은 유전 알고리즘을 이용하여 추정된 물성치가 실험값과 유사함을 의미하며, 개체의 적합도 f^n 은 다음과 같이 계산될 수 있다.⁴⁾

$$f^n = \frac{\mu_{\Phi} \sum_{\Delta T \Phi} (\Phi_{exp} - \overline{\Phi_{exp}})^2 - \sum_{\Delta T \Phi_{HI}} (\Phi_{exp} - \Phi_{exp}^n)^2}{\left(\sum_{\Phi} \mu_{\Phi} \right) \sum_{\Delta T \Phi} (\Phi_{exp} - \overline{\Phi_{exp}})^2} \quad (13)$$

여기서, f^n 는 적합도 함수, Φ 는 적합도를 평가하기 위한 비교 대상 물리량으로 본 연구에서는 표면 온도와 질량소모율이다. 아래첨자 exp , try 는 각각 실험값과 n^{th} 개체의 후보 해들을 이용하여 수치적으로 평가한 데이터이다.

선택 연산자는 룰렛 휠(roulette wheel selection) 선택법을 이용하였는데, 이 방법은 각 염색체의 적합도에 비례하는 만큼의 wheel의 영역을 할당한 다음, roulette를 돌려 화살표가 가르키는 영역의 염색체를 선택하는 방법이다. 적합도가 높은 것은 선택될 확률이 그만큼 높아지고 적합도가 낮은 것을 그만큼 선택될 확률이 낮아지게 되는 것이다. n^{th} 개체의 선택 확률(p^n)은 전체 적합도합으로 나뉘므로써 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

3.1.3 재생산(Reproduction)

선택된 개체들은 교배(crossover)와 돌연변이(mutation) 연산을 통하여 다음 세대의 개체군을 생성하게 된다. 교배는 선택된 두 개의 부모(parent)로부터 하나의 자식(offspring)을 생성하는 유전 알고리즘의 대표적인 연산자이다. 본 연구에서 교배는 산술적 교배를 사용하였다. 교배 후 일부 개체들이 돌연변이 확률 p_{mut} 에 의하여 돌연변이가 발생된다. 돌연변이는 해를 임의로 변

환시켜 유전자를 일정한 확률로 변화시키는 조작을 함으로 개체군의 다양성을 유지할 수 있게 된다. 본 연구에서 고려한 돌연변이는 난수를 발생시켜 변이시키는 전형적인 돌연변이를 사용하였다.

대치(replacement)는 교배와 돌연변이 연산을 거쳐 생성된 개체들을 개체군에 포함시키고 적합도가 낮은 기존의 개체들을 가려내고 제외시키는 연산이다. 고려된 2가지 대치방법으로 부모의 개체를 생성된 개체로 대치하거나 가장 적합도가 낮은 개체를 선택하여 대치한다.

3.2 유전 파라미터 영향 검토

유전 알고리즘을 이용하여 화재 물성치를 추정하기 이전에 주요 유전 파라미터들이 최대 적합도에 미치는 영향의 검토를 통하여 최적의 유전 파라미터 값을 찾는다. 유전 알고리즘의 주요 파라미터인 개체수, 세대수 및 돌연변이 확률을 대상으로 각각 3개의 대표 값을 설정하여 최대 적합도에 미치는 영향을 비교 검토하였다. 본 논문에서 가상실험값은 주어진 8개의 화재 물성치(Table 2 참조)를 개발된 1DPyro 프로그램의 입

Table 2. Input Parameters⁵⁾

δ (mm)	5.0	k_v (W/mK)	0.2
t_{lg} (s)	25, 50, 100	c_v (J/kg K)	1.5
\dot{q}_e'' (kW/m ²)	30, 60, 90	Z (m/s)	8.30×10^7
T_0 (K)	300	E_A (J/mol)	163
T_{∞} (K)	300	ΔH_p (J/kg)	1,000
ε	0.9	k_c (W/mK)	0.1
\dot{q}_n'' (kW/m ²)	30	c_c (J/kg K)	1.0
ρ_v (kg/m ³)	420	ρ_c (kg/m ³)	100
t_{stop} (s)	200	\bar{c}_g	식(3)

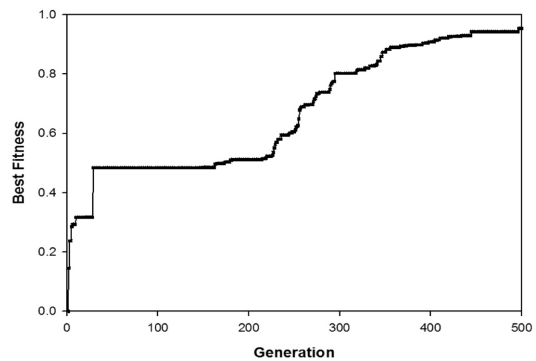


Figure 4. Best fitness histories for generation.

력 데이터로 사용하여 계산된 표면 온도와 질량소모율로 가정하였다. Table 2는 가상실험값을 구하기 위해 필요한 물성 값, 및 가상실험 재료의 물성 데이터이다. 최대 적합도가 1에 가까워질수록 실제 재료의 물성 값들과 유전 알고리즘을 이용하여 추정된 물성 값들이 잘 일치함을 의미한다.

Figure 4는 세대수 증가에 따른 최대 적합도 영향 검토 결과로서 초기 세대(150세대)까지 최대 적합도가 0.5 정도로 다소 낮게 나타났으며, 세대 수가 증가할수록 점차 최대 적합도인 1에 근접해가는 것을 확인할 수 있다. 400세대를 지나면서 최대 적합도의 상승률을 둔화되기 시작하였으며, 500세대에서 최대 적합도는 만족할 만한 크기로 약 0.97 이상을 보였다. 따라서 본 논문에서는 계산시간을 고려하여 세대수를 500으로 선정하였다.

Figure 5는 돌연변이 확률이 평균 및 최대 적합도에 미치는 영향의 검토를 위하여 돌연변이 확률(p_{mut})을 0.1, 0.3, 0.5 및 0.6으로 가정하였을 때의 적합도 변화를 나타내고 있다.

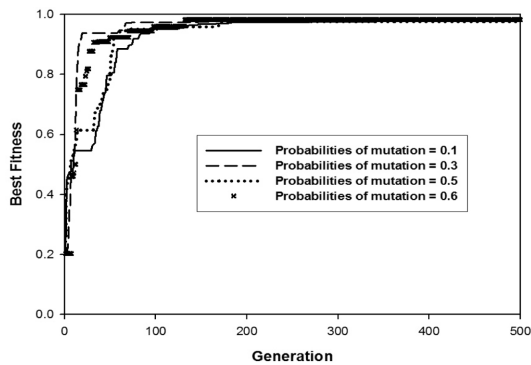


Figure 5. Best fitness histories for various probability of mutation.

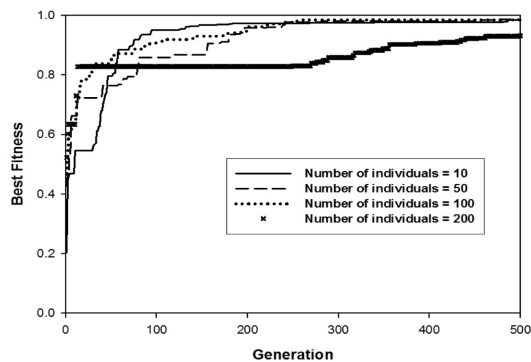


Figure 6. Best fitness histories for various individuals.

를 나타내고 있다. 100세대 이하에서는 돌연변이 확률이 0.3, 0.6, 0.5, 0.1 순으로 높은 적합도를 보였으며, 약 150세대이후에는 거의 유사한 크기의 만족할 만한 적합도를 나타내었다. 본 논문에서 고려하기로 결정한 500세대에서의 최대 적합도는 돌연변이 확률이 (0.1-0.986), (0.3-0.983), (0.5-0.976), (0.6-0.981)로 거의 최대 적합도인 1에 근접하는 것으로 나타났다. 따라서 본 논문에서는 500세대에서 가장 높은 최대 적합도를 보여준 돌연변이 확률을 0.1으로 선정하기로 하였다.

Figure 6는 세대수를 500, 돌연변이 확률을 0.1로 설정한 후 개체수를 10, 50, 100 및 200에 대해서 개체수가 최대 적합도에 미치는 영향을 평가하여 보았다. 평가 결과에 의하면 개체수가 커지면 해들의 다양성이 유지되지만 해가 최적값에 도달하기 위하여 많은 계산과 시간이 소요됨을 확인할 수 있었다. 고려된 세대에서 개체수가 200일 경우 가장 낮은 적합도를 보였으며, 이외의 개체수인 10, 50, 100인 경우에는 각각 최대 적합도가 0.986, 0.987, 0.985로 나타났다. 따라서 본 논문에서는 최대 적합도를 보여준 개체수를 50으로 선정하기로 하였다.

3.3 화재 물성치 추정

본 논문에서 고려한 최적화 알고리즘은 연구 대상 재료의 다양한 열유속 실험결과를 종합하여 물성치를 예측할 수 있기 때문에 좀 더 현실적인 값 추정이 가능하다. 또한 Table 3과 같이 주어진 물성치로 계산된 가상의 실험값을 이용하여 추정된 물성치와 주어진 물성치의 상대오차를 비교함으로써 프로그램의 성능 검토가 가능하다. 유전 연산은 고려해야 할 다양한 변수들이 있기 때문에 신중한 검토가 필요하며, 확률에 근거하여 물성치를 추정함으로써 절대적인 값이 될 수는

Table 3. Comparison of True Material Properties and those Found by Genetic Algorithm

	GA	Input for 1-D Analysis (VE)	Relative Error (%)
k_v (W/mK)	0.196	0.2	1.98
c_v (J/kg K)	1.36	1.50	9.47
k_c (W/mK)	0.119	0.1	18.9
c_c (J/kg K)	2.1	1.00	110
ρ_c (kg/m ³)	96.3	100	3.68
ΔH_p (J/kg)	926	1,000	7.41
Z (m/s)	3.14	8.30	62.2
E_A (J/mol)	158	163	2.84

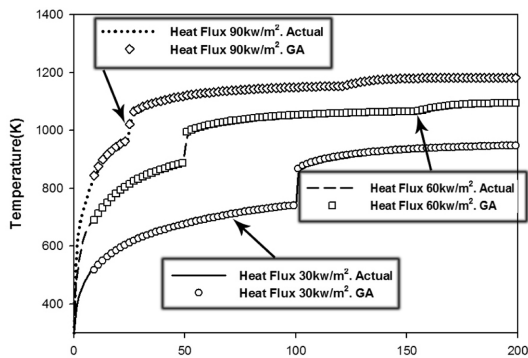


Figure 7. Comparison of virtual experiment and modeled temperature variations of the material surface for different external heat fluxes.

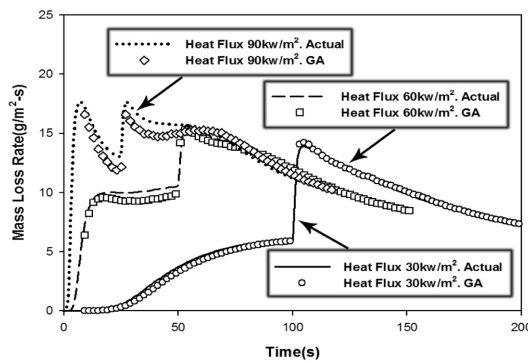


Figure 8. Comparison of virtual experiment and modeled mass loss rate variations of the material surface for different external heat fluxes.

없는 단점이 있다. 3.1절에서 검토한 유전 파라미터들의 영향 검토 결과에 근거하여 해의 다양성을 고려하여 개체수는 50개, 세대수는 500, 돌연변이 확률은 0.1로 설정하여 8개의 화재 물성치를 산출하여 보았다. 또한 가상실험값을 계산하기 위한 8개의 화재 물성 값은 유전 파라미터들의 영향 검토와 동일하게 Table 2를 이용하였다. Figure 7 및 8은 가상실험값(virtual experiment, VE로 그림에 표시) 및 유전 알고리즘을 이용하여 추정된 8개의 화재 물성치를 IDPyro의 입력데이터로 사용하여 계산된 고체 탄화 재료의 표면 온도 및 질량소모율(GA로 그림에 표시)을 각각 나타내고 있다. Table 3에는 가상실험값을 계산하기 위한 8개의 화재 물성 값과 유전 알고리즘을 이용하여 예측된 8개의 화재 물성치(GA)의 상대오차를 보여주고 있다. 외부 열유속은 30, 60 및 90(kW/m^2)의 3개를 고려하였으며, Figure 7

및 8에서 보여 지는 바와 같이 고려된 3개의 외부 열 유속 모두 가상실험값과 유전 알고리즘을 통하여 추정된 8개의 화재 물성치로 계산된 표면 온도 및 질량소모율은 매우 잘 일치함을 확인할 수 있었다. 유전 알고리즘을 이용하여 추정된 8개의 물성 값의 가상실험 값을 계산하기 위한 8개의 화재 물성 값에 대한 최소 상대오차는 탄화 전 초기 재료(virgin)의 비열인 경우 1.98%이며, 탄화물(char)의 비열인 경우 110%로 각각 나타났다. 역물성치 추정 방법은 실험값(표면 온도 및 질량소모율)에 최대한 근접한 값을 얻을 수 있도록 8개의 화재 물성값을 각각 세대에서 변화시켜가며 실험값에 가장 일치하는 물성치들을 최종적으로 선택하게 된다. 따라서 일부 물성값의 상대오차가 크게 나더라도 가장 실험값에 근접한 결과를 얻을 수 있는 세대의 개체(8개 물성값)가 선택되어 진다. 각각의 물성값들이 상대오차가 1.98~110%로 차이가 크지만, 본 절에서 고려한 조건에서 가장 실험값에 근접할 수 있는 물성 값들이라 할 수 있다.

4. 결 론

화재전과 특성을 CFD코드를 기반으로 해석하는 프로그램을 이용하여 현실감 있는 예측을 하기 위해서는 재료의 물성치를 정확하게 입력하는 것은 필수적이며, 이러한 화재물성을 추정하는 하나의 방법으로서 역물성 분석방법이 고려될 수 있다. 본 논문에서는 고체 재료인 탄화물이 외부로부터 열을 받아 열분해되는 과정을 비정상 1차원 열전달 문제로 간략화하여 해석하였으며, 이 과정에서 관계되는 화재 반응역학의 물성을 추정하기 위하여 다양한 역열전달 문제 해석에 사용되고 있는 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)을 이용하였다. 이 때 역물성 분석의 입력 데이터로서는 탄화물의 열분해로 가상실험으로부터 구한 표면 온도와 질량소모율을 가지고 8개의 화재 물성치(열전도율[virgin, char], 비열[virgin, char], 밀도[char], 열분해열, 선 지수 인자 및 활성화 에너지)를 추정하여 보았다.

유전 알고리즘을 이용하여 화재 물성을 예측하는데 있어서는 주요 유전 파라미터인 세대수, 개체수 및 돌연변이 확률이 최대 적합도 및 계산 시간에 직접적으로 관련되기 때문에 충분한 비교 검토 후 설정함으로 추정된 물성치의 정확도가 향상될 수 있음을 확인 하였다.

고려된 재료의 물성치(1차원 해석의 입력 물성 값)와 유전 알고리즘을 통하여 추정된 8개의 물성치의 상대오차는 최대 110%(탄화물의 비열), 최소 1.98%(탄화 전 초기 재료의 비열)로 나타났다. 가상실험값 및 유전

알고리즘을 이용하여 추정된 8개의 물성치를 입력하여 계산된 표면 온도와 질량소모율은 매우 유사한 경향을 나타냄을 확인할 수 있었다.

참고문헌

1. K.W. Kim, S.W. Baek, B.S. Shin, K.J. Kil, and K.G. Yeo, "Comparison of Regularization Techniques for an Inverse Radiation Boundary Analysis", *Tran. KSME(B)*, Vol.29, No.8, pp.903-910(2005).
2. Y.K. Hong and S.W. Baek, "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(2004).
3. K.H. Lee, S.W. Baek, and K.W. Kim, "Inverse Radiation Analysis using Repulsive Particle Swarm Optimization Algorithm", *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol.51, pp.2772-2783 (2008).
4. C. Lautenberger, "Generalized Pyrolysis Model for Combustible Solids", Doctoral thesis, University of California, Berkeley(2007).
5. C. Lautenberger, G. Rein, and C. Fernandez-Pello, "The Application of a Genetic Algorithm to Estimate Material Properties for Fire Modeling from Bench-scale Fire Test Data", *Fire Safety Journal*, Vol.41, pp.204-214(2006).
6. A. Matala, "Estimation of Solid Phase Reaction Parameters for Fire Simulation", Master thesis, Helsinki University of Technology(2008).
7. C. Lautenberger, "Gpyro - A Generalized Pyrolysis Model for Combustible Solids Users' Guide(Version 0.650)", University of California, Berkeley(2008).
8. E. Kim, C. Lautenberger, and N. Dembsey, "Property Estimation for Pyrolysis Modeling Applied to Polyester FRP Composites with Different Glass Contents", *Fire and Material*(2009).
9. 이근원, 김관웅, 이두형, "콘칼로미터를 이용한 섬유 강화플라스틱(FRP)의 연소특성", *한국화재소방학회 논문지*, Vol.18, No.2, pp.67-72(2004).
10. A. Atrdya, "Pyrolysis, Ignition, and Fire Spread on Horizontal Surfaces of Wood", Cambridge, MA, Harvard University. Ph.D.(1983).
11. K.B. McGrattan, G.P. Forney, J.E. Floyd, S. Hostikka, and K. Prasad, "Fire Dynamics Simulator (Version 4) - User's Guide", National Institute of Standards and Technology, NISTIR 6784(2004).
12. S.J. Ritchie, K.D. Steckler, A. Hamins, T.G. Cleary, J.C. Yang, and T. Kashiwagi, "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(1997).
13. P.I. Frank and P.D. David, "Fundamentals of Heat and Mass Transfer: Fifth Edition", John Willey & Sons(2003).
14. H.C. Chang, W.H. Park, D.H. Lee, W.S. Jung and T.K. Kim, "Study on Pyrolysis Reaction Characteristics and Sensitivity Analysis of Solid Fuel", / *JSMETHERMALandFLUIDEngineeringConference*, pp.508-511(2009).
15. G.G. Jin, "Genetic Algorithms and their Applications", Kyowoo Publishing(2000).
16. Mitsuo Gen and Runwei Cheng, "Genetic Algorithms & Engineering Optimization", New York, John Willey & Son(2000).
17. Z. Michalewicz, "Genetic algorithms + data = evolution programs", New York, Springer(1995).
18. B. Thomas, B. David, and M. Zbigniew, "Evolutionary Computation 1", Bristol and Philadelphia, Institute of Physics Publishing(1984).