

다목적 유전 알고리즘을 이용한 바가스 연소로 공기 주입각의 최적화 연구

김동현* · 김윤제**†

Optimization of Air Injection Angle in Bagasse Furnace Using a Multi-Objective Genetic Algorithm

Dong-Hyun Kim*, Younjea Kim**†

Key Words : Swirl bagasse furnace(선회형 바가스 연소로), Conjugate heat transfer(복합 열전달), Design of experiment(실험 계획법), Response surface methodology(반응표면법), Genetic algorithm(유전 알고리즘), Multi-objective optimization(다목적 최적화)

ABSTRACT

This study presents a multi-objective optimization approach to improve the overall performance of a swirl-type biomass furnace fueled by bagasse. The inlet angles of the top, middle, and bottom air injection chambers were selected as design variables, while the maximum inner wall temperature and the pattern factor (PF), which quantifies the uniformity of temperature distribution, were defined as objective functions. A conjugate heat transfer (CHT) model, incorporating both fluid and solid domains, was employed to accurately simulate the coupled thermal-flow behavior of the furnace. To efficiently explore the design space, design of experiments (DoE) were implemented using a combination of Latin hypercube sampling (LHS) and central composite design (CCD), with additional points added in regions of low predictive accuracy.

A surrogate model was developed using genetic algorithm (GA) and employed to construct a response surface for optimization. Multi-objective genetic algorithm (MOGA) was then applied to identify Pareto-optimal solutions. The optimal configuration was found to consist of air injection angles of 29°, 149°, and 0° for the top, middle, and bottom chambers, respectively. Compared to the reference model, the optimized model achieved a 5 °C reduction in maximum wall temperature and a 1.54% improvement in PF. These results demonstrate that the proposed optimization strategy effectively improves the structural integrity and thermal uniformity of the biomass furnace.

1. 서 론

산업용 보일러를 구성하는 연소로는 고온의 연소 환경에서도 안정적이고 장기적으로 운전 가능한 능력이 있어야 한다. 고온에서 장기간 운전되는 연소로는 내벽과 주요 부품들이 반복적인 열 부하를 받게 되면서 국부적인 온도 상승과 급격한 열변화를 겪게 되기 때문에 열응력 및 재료 손상으로 이어질 수 있다. 이러한 열부하(thermal load)는 연소로의 수명과 유지 보수 주기에 직접적인 영향을 미치므로 설계 단계에서의 정밀한 해석과 열부하 저감 방안 마련이

필수적이다.

바가스(bagasse)는 사탕수수를 추출 후 남는 잔류물로 최근 각광받는 바이오매스 연료이며, 현재 산업용 보일러 및 연소로에서 활용되고 있다. 하지만 연소 특성 상 비대칭적인 열분포로 인해 고온 집중 영역이 발생할 가능성이 높다. 따라서 바가스를 연료로 사용할 경우 공기 주입 조건과 유동 제어를 통해 열분포 균일화 및 열부하 저감이 반드시 고려되어야 한다. 이러한 요구를 충족시킬 수 있는 구조로는 선회형 연소로(swirl furnace)가 있다. 선회형 구조는 연소로 외

* 성균관대학교 대학원 기계공학과(Graduate School of Mechanical Engineering, Sungkyunkwan University)

** 성균관대학교 기계공학부(School of Mechanical Engineering, Sungkyunkwan University)

† 교신저자, E-mail : yjkim@skku.edu

벽의 이중 유로를 따라 연소로 내부로 유입되어 선회류를 형성하면서 회전 유동을 유도하여 체류 시간을 증가시킴으로써 혼합을 더욱 활발하게 하여 연소 효율을 향상시킨다. 또한, 강제 에어커튼 효과를 증가시켜 내벽 보호 강화 등의 효과를 받을 수 있지만 중심부와 외곽부 간의 열전달 특성 차이, 공기 주입량 및 각도 변화에 따른 유동 차이로 인해 설계 변수에 대한 체계적인 분석과 최적화가 필요하다.

Jung과 Kim⁽¹⁾의 연구와 같이 기존 연구들은 다양한 유입 조건에 따른 연소 특성에 대한 해석을 했다. 하지만 이러한 연구들의 대부분은 단일 목적 함수에 초점을 맞추고 있었으며, 다목적 최적화(multi-objective optimization) 기법을 활용한 연구는 상대적으로 미흡한 실정이다. 특히 바가스와 같이 열·유동적 특성이 복합적으로 작용하는 연료를 사용하는 시스템에서는 다변수 기반의 최적화 설계 전략이 필요하다. 이에 본 연구에서는 바가스를 연료로 사용하는 선회형 연소로를 대상으로 공기 주입 조건의 다양한 조합에 따른 열 분포 및 열부하 특성을 분석하였다. 수치해석에는 Chen과 Han⁽²⁾의 연구를 통해 정확한 고체-유체 간 열전달 계산 효과가 입증된 복합 열전달(conjugate heat transfer, CHT) 기법을 적용하였다. 또한, 실험계획법(design of experiment, DoE)과 반응표면법(response surface methodology, RSM)을 활용하여 내벽 최대 온도와 pattern factor(PF)를 목적 함수로 설정한 다목적 최적화 기법을 적용하였다. 이를 통해서 연소로의 열적 안정성과 건전성 향상에 기여할 수 있는 최적의 선회형 연소로 형상을 도출하였다.

2. 수치해석

2.1 해석 모델

수치해석은 벤치 스케일 규모의 바이오매스 연소로를 모델링하여 수행하였다. 벤치급 연소로 모델의 높이는 1.6 m, 지름은 1.2 m인 원통형 구조이다. 외곽에는 상·중·하단에 위치한 8개의 공기 주입구가 대칭적으로 배치되어있어 선회류가 생성되게 설계되었다. 하단에는 연료·공기 주입구가 배치되어있다. 연소로 외벽은 SUS 304, 내벽은 A-36 강재로 구성되어 있으며, 각 재료의 물성치는 Deng과 Murakawa⁽³⁾의 연구를 기반으로 설정하였다. 연소로 구조는 Fig. 1에 도시하였으며 사용된 재료 물성치는 Table 1에 기술하였다.

연소 가스와 연소로 벽면 사이의 열전달을 정밀하게 해석하기 위해 해석 영역은 유체 영역과 고체 영역을 포함해서 복합 열전달 및 복사 열전달 모델을 적용하였다.

연소 모델링에는 혼합 지배 반응을 기반으로 하기 위해 eddy dissipation 모델을 적용하였으며, finite-rate/eddy dissipation 모델을 함께 사용하여 난류와 화학 반응 상호작용을 정밀하게 반영하였다. 이러한 해석 조건을 통해서 중

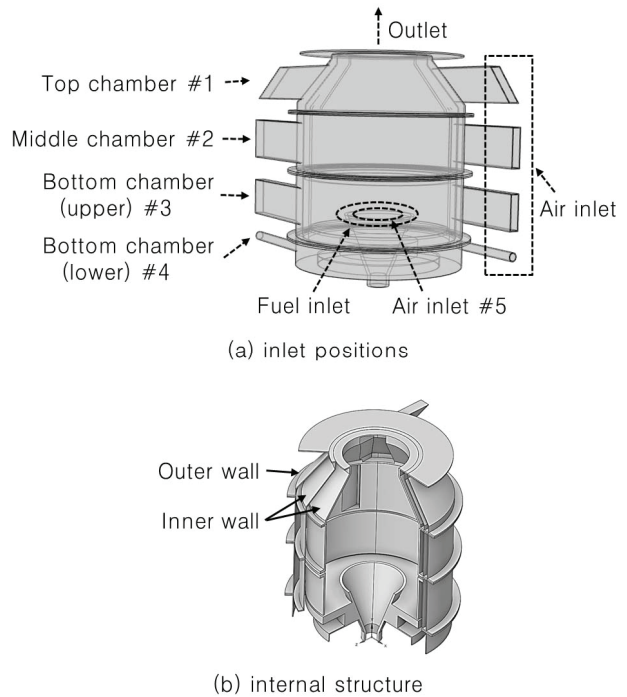


Fig. 1 Schematic of the bench-scale swirl bagasse furnace

Table 1 Physical properties of the furnace wall materials

Wall type	Parameter	Value
Inner wall	Density	8000 kg/m ³
	Specific heat (Cp)	500 J/kg · K
	Thermal conductivity	14.2 W/m · K
Outer wall	Density	7850 kg/m ³
	Specific heat (Cp)	473 J/kg · K
	Thermal conductivity	58.6 W/m · K

Table 2 Composition of bagasse

Composition	Mass fraction [%]
Volatiles	71.0
Fixed carbon	13.7
Ash	2.1
Moisture	13.2
Carbon	51.71
Hydrogen	5.32
Oxygen	42.64
Nitrogen	0.33

(species) 수송과 화학 반응 속도를 포함하는 연소 특성을 포괄적으로 예측할 수 있도록 하였다. 연료로는 바가스를 사용하였고 Lee 등⁽⁴⁾의 연구를 기반으로 구성 성분을 정의하여 Table 2에 기술하였다.

공기 및 연료 주입 조건은 국내 Y사의 설계 기준을 참고하여 설정하였고 Table 3에 제시하였다.

Table 3 Boundary conditions for air and fuel injection

Location	Parameter	Value
Air inlet #1	Mass flow rate	0.032452 kg/s
Air inlet #2		0.032452 kg/s
Air inlet #3		0.09272 kg/s
Air inlet #4		0.009272 kg/s
Air inlet #5		0.018544 kg/s
Fuel inlet		0.033071 kg/s

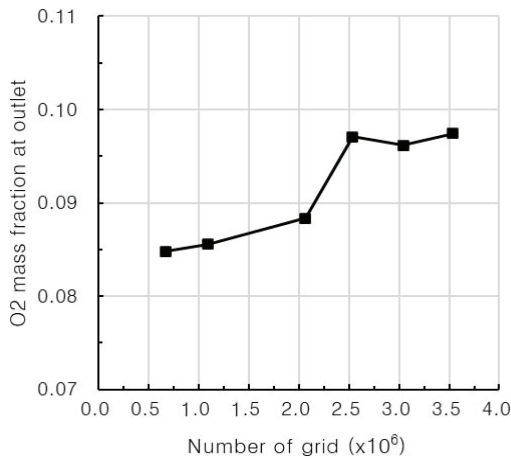


Fig. 2 Grid dependency test result

수치 해석을 위해 poly-hexcore 형상의 격자(mesh)를 생성하였다. 계산비용과 해석 정확도 간의 균형을 고려하기 위해 격자 의존성 테스트를 수행하였다. 그 결과, 약 254만 개 이상의 격자 수를 적용했을 때부터 해석 결과가 특정 값으로 수렴되는 경향을 보여 격자 의존성이 낮은 것으로 판단되었다(Fig. 2 참조). 이에 따라 약 254만 개의 격자 수를 최종 해석에 적용하였다.

2.2 지배방정식

연소로 내부 유동 해석은 Reynolds-Averaged Navier-Stokes(RANS) 방정식을 기반으로 수행되었으며, 상용 유동 해석 소프트웨어인 ANSYS Fluent를 활용하였다. 본 연구는 정상상태(steady-state) 조건을 가정하여 해석을 진행하였으며, 이에 따라 정상상태 해석에 적합한 pressure-based coupled solver를 적용하여 연속방정식 및 운동량방정식의 압력·속도 항을 계산하였다. 이 기법은 압력과 속도의 상호 작용을 동시에 계산하여 복잡한 열 유동장에서 높은 수렴성과 안정적인 해석 성능을 제공한다. 난류 모델로는 내부 유동을 고려하여, Jones와 Launder⁽⁵⁾의 연구를 바탕으로 Realizable k-ε 모델을 채택하였다. 해석에 사용된 주요 지배 방정식은 다음과 같다.

2.2.1 연속방정식

연속방정식은 유동 내에서의 질량 보존을 보장하는 식으로, 시간에 따른 밀도 변화율과 질량 유속의 발산(divergence) 합이 0이 되어야 함을 의미한다. 이는 곧, 검사 체적 내 질량의 변화는 경계면을 통한 질량 유입 및 유출로 정확히 상쇄된다는 의미이다. 해당 방정식은 다음과 같이 수식으로 표현된다.⁽⁶⁾

$$\nabla \cdot (\rho v) = 0 \quad (1)$$

여기서 ρ 는 유체의 밀도, v 는 속도 벡터를 나타내며, $\nabla \cdot$ 은 발산 연산자로 단위 체적당 정미 질량 유속을 의미한다.

2.2.2 운동량방정식

운동량 보존 방정식은 유체 유동 내에서의 운동량 보존을 기술하는 식으로, 운동량의 변화율은 압력, 점성력, 체적력에 의해 균형을 이루어야 함을 의미한다. 이 방정식은 유체의 시간적 변화 및 공간적 변화를 고려하여 유체의 거동을 지배하는데, 다음과 같이 표현된다.⁽⁶⁾

$$\rho(v \cdot \nabla)v = -\nabla p + \mu \nabla^2 v + \rho g \quad (2)$$

여기서 p 는 압력, μ 는 일반점성계수(dynamic viscosity), g 는 중력 가속도를 나타낸다.

2.2.3 에너지방정식

에너지방정식은 유체 내 열에너지 보존을 기술하는 식으로, 대류(convection), 전도(conduction), 복사(radiation) 등을 모두 고려한다. 이 방정식은 열전달, 압력 일, 에너지 생성 항 등을 포함함으로써, 검사 체적 내 총 에너지가 시간에 따라 보존되도록 보장한다. 에너지방정식은 다음과 같이 표현된다.⁽⁷⁾

$$\nabla \cdot (v(\rho E + p)) = \nabla \cdot (k_{eff} \nabla T - \sum h_j J_j + \bar{\tau}_{eff} \cdot v) + S_h \quad (3)$$

여기서 E 는 단위 질량당 총 에너지, k_{eff} 는 유효 열전도도, T 는 온도, h_j 는 종(species) j 의 엔탈피, J_j 는 질량 확산 플럭스(mass diffusion flux), $\bar{\tau}_{eff}$ 는 유효 응력 텐서(effective stress tensor), S_h 는 화학 반응이나 복사와 같은 체적 열원을 의미한다.

3. 최적화

3.1 최적화 정의

구조적으로 건전성을 최대화할 수 있는 연소로 형상을 설계하기 위해서 상·중·하단에 위치한 공기 주입구의 각도

$(\theta_1, \theta_2, \theta_3)$ 를 설계 변수로 설정하고, 두 가지 목적함수(objective functions)를 정의하였다.

첫 번째 목적함수는 내벽의 최대 온도로 선정하여 내벽의 과열을 방지하고 열부하를 완화하기 위한 항목이다. 두 번째 목적함수는 식(4)와 같이 정의되는 pattern factor(PF)를 적용하였으며 이는 연소로 내부의 온도 불균일로 인해 특정 부위에 열부하가 집중되는 현상을 최소화하기 위한 지표이다. PF는 출구 최대 온도와 평균 온도의 차이를 입·출구 평균 온도차로 정규화하여 온도 분포의 균일도를 정량화하는 지표이며, Bazdidi-Tehrani 등⁽⁸⁾의 연구에서도 연소기 내 온도 균일도 평가에 활용된 바 있다. 다음 식으로 정의되는 PF 값이 낮을수록 연소로 내부의 열 분포가 균일하게 유지된다고 판단할 수 있다.

$$PF = \frac{T_{outlet,max} - T_{outlet,avg}}{T_{outlet,avg} - T_{inlet,avg}} \quad (4)$$

따라서 본 연구의 최적화 목표는 위 두 목적함수를 동시에 최소화함으로써 연소로의 열적 안정성과 구조적 신뢰성을 향상시키는 데 있다. 설계 변수 및 목적함수는 수학적 모델링을 통해 식 (5)로 표현하였으며 설계 변수의 구조적 구성은 Fig. 3에 도시하였다.

$$\begin{aligned} \text{Minimize} \quad & f_1(\theta_1, \theta_2, \theta_3) = T_{wall,max} \\ & f_2(\theta_1, \theta_2, \theta_3) = PF \end{aligned} \quad (5)$$

$$\text{Subject to} \quad 0^\circ \leq \theta_j \leq 180^\circ, \quad j = 1, 2, 3$$

3.2 실험계획법

실험계획법은 최소한의 실험 횟수로 최대한의 정보를 획득할 수 있도록 하는 통계 기반의 방법으로 다양한 분야에서 널리 활용된다.

본 연구에서는 실험 설계 기법으로 Mckay 등⁽⁹⁾에 의해 검증된 방법인 Latin hypercube sampling(LHS)과 central

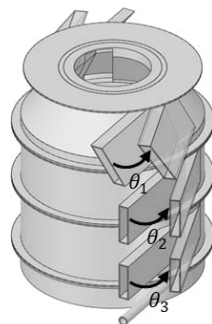


Fig. 3 Air inlet injection port angles($\theta_1, \theta_2, \theta_3$) as design parameters

composite design(CCD)을 혼합하여 활용하였다. 또한, 초기 결과를 바탕으로 예측 정확도가 낮은 모델의 일부 영역을 보완하기 위해 임의 설계점을 추가로 배치함으로써 전체 설계 공간에서의 예측 신뢰도를 높였다.

최종적으로는 총 25개의 설계점으로 구성하였으며 이를 기반으로 반응표면을 생성하고 최적화를 수행하였다.

3.3 반응표면법

반응표면 모델을 구성하기 위해 사용된 메타모델링 기법은 genetic algorithm(GA)이다. GA는 여러 가지 예측 모델을 진화 알고리즘을 통해 조합하기 때문에 단일 모델의 한계를 보완하고 전역적으로 예측 정확도를 향상시킬 수 있는 집합 학습 방식이다. GA는 다양한 학습 모델의 상호 보완적 특성을 활용하여 복잡한 설계 공간에서도 우수한 반응표면 모델을 구축할 수 있다.

반응표면의 예측 성능 평가는 결정계수(R^2)와 평균제곱근오차(RMSE)를 통해 판단할 수 있으며 각 평가지표는 다음과 같이 정의된다.⁽¹⁰⁾

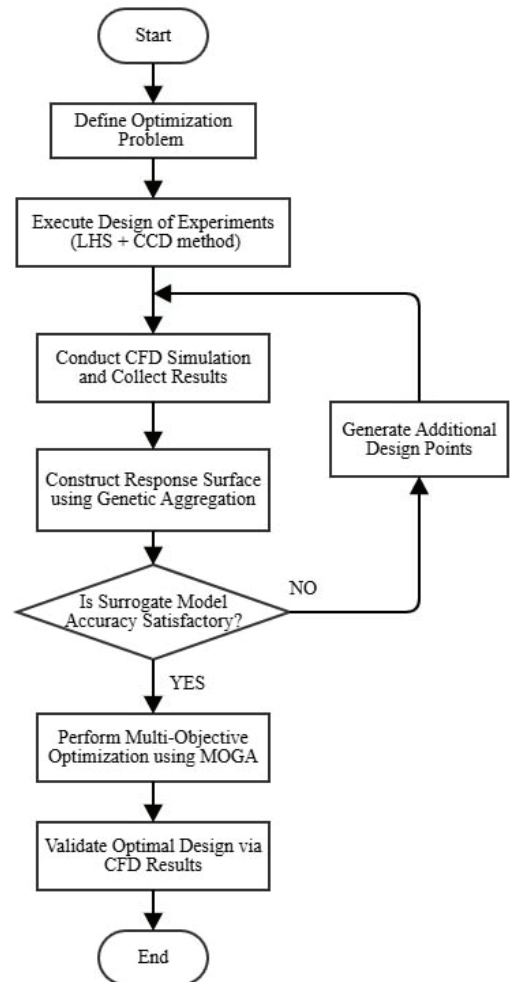


Fig. 4 Flowchart of the optimization process

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (7)$$

3.4 다목적 최적화

생성된 반응표면 모델을 기반으로 다목적 최적화를 수행하였다. Multi-objective genetic algorithm(MOGA)을 활용하여 최적화 과정을 진행했으며 다양한 설계 변수 조합에 따른 Pareto 최적해 집합을 도출하였다.

MOGA는 selection, crossover, mutation 연산을 반복 수행하며 목적함수를 점진적으로 개선하였으며 최종적으로 도출된 Pareto 해는 두 목적함수 간의 상충 관계를 잘 반영하였다. 최적화 절차의 전체 흐름은 Fig. 4에 요약하였다.

Table 4 Results of design points generated by DoE

Design point	Top injection port angle (θ_1) [°]	Middle injection port angle (θ_2) [°]	Bottom injection port angle (θ_3) [°]	$T_{wall,max}$ [K]	PF
1 (ref)	0	0	0	956.468	0.4419
2	102	138	102	956.362	0.4467
3	138	90	114	955.417	0.4157
4	5	101	30	959.570	0.4551
5	126	6	162	959.897	0.4381
6	18	30	42	960.989	0.4298
7	174	18	18	965.179	0.3989
8	114	162	150	955.196	0.4316
9	162	126	138	957.361	0.4377
10	54	42	90	957.830	0.4385
11	42	114	174	953.886	0.4487
12	78	66	66	957.783	0.4352
13	30	150	54	952.338	0.4473
14	90	78	78	957.420	0.4252
15	150	174	6	959.576	0.4335
16	66	54	126	957.946	0.4282
17	10	122	0	952.226	0.4309
18	0	122	22	957.753	0.4521
19	0	45	0	952.787	0.4154
20	0	90	0	955.097	0.4160
21	0	135	0	952.403	0.4314
22	90	60	30	959.109	0.4313
23	10	98	21	960.209	0.4551
24	178	47	0	956.276	0.4154
25	33	52	0	956.996	0.4207

4. 결과 및 고찰

4.1 수치해석 결과

실험계획법을 활용하여 생성된 25개의 설계점에 대해 수치해석을 수행하였다.

Table 4는 설계 변수로 설정된 상·중·하단에 위치한 공기 주입구의 공기 주입각($\theta_1, \theta_2, \theta_3$)에 따른 결과를 정리한 표로 각 설계점에서 계산된 내벽 최대 온도 값($T_{wall,max}$)과 PF 값이 함께 제시되어 있다. 1번 설계점은 기준 모델(reference model)이며 성능 비교를 위한 참조 지점으로 사용되었다. 본 결과는 후속 최적화 과정에서 유효한 변수 조합을 선별하는 데 중요한 기초 자료로 활용되었다.

4.2 반응표면 결과

생성된 반응표면은 Fig. 5에 나타냈으며 대리모델의 예측 정확도는 결정계수(R^2)와 평균제곱근오차(RMSE)를 통해 평가하였다. 그 결과 R^2 는 0.98649, RMSE는 0.002로 나타나 전반적으로 높은 예측 신뢰도를 보였다.

Fig. 6은 대리모델의 예측값과 수치해석값 간의 상관관계를 비교한 결과로, 결정계수가 1에 가까운 분포를 나타냄에

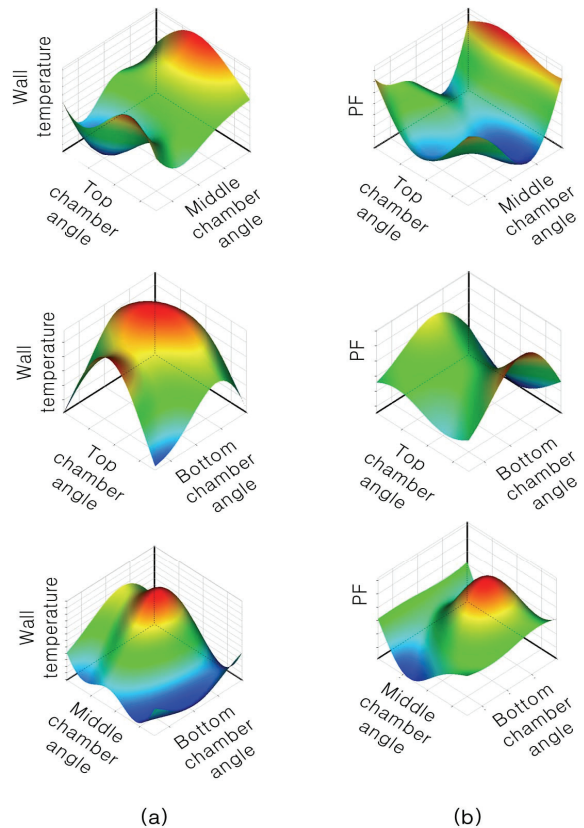


Fig. 5 (a) $T_{wall,max}$ according to design parameters and (b) PF according to design parameters

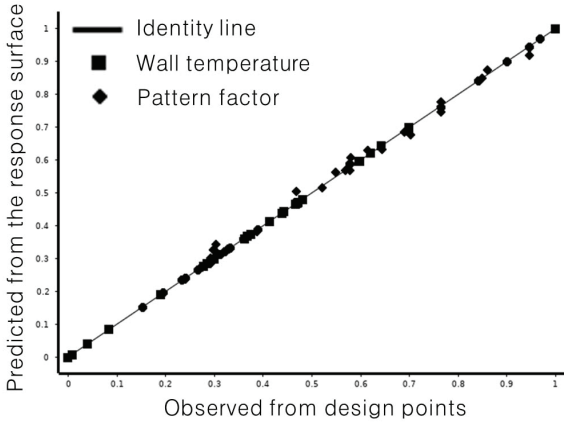


Fig. 6 Predicted from the response surface vs. observed from design points results

따라 해당 대리모델이 충분히 학습되었음을 확인할 수 있다.

4.3 최적화 결과

최적화 수행 결과 알고리즘은 총 12회의 반복과 1,857회를 거치며 수렴하였다. 생성된 샘플 해는 Pareto percentage는 1.0(100%)으로 나타나 모두가 서로 비지배 관계를 이루는 Pareto 해로 평가되었다. 이러한 결과는 최종적으로 도출된

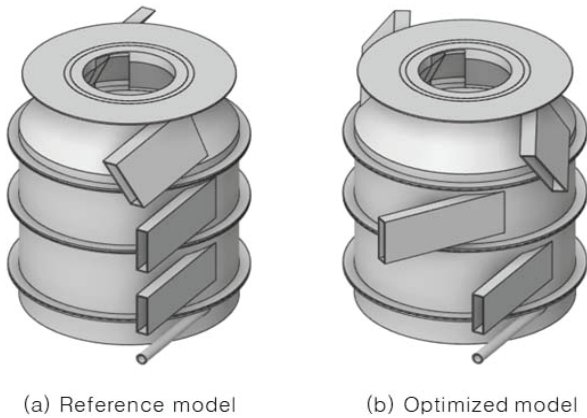


Fig. 7 Air injection port configurations between the reference model and the optimized model

Table 5 Comparison results of MOGA-based predictions and actual numerical analysis results

	θ_1 [°]	θ_2 [°]	θ_3 [°]	$T_{wall,max}$ [K]	PF
Optimal design (Pareto solution)	29	149	0	948.375	0.4348
Optimal design (CFD result)				951.217	0.4352
Relative error(%)	-	-	-	0.3%	0.08%

Pareto 해 집합이 높은 신뢰도를 가지는 전역에서의 최적 해임을 의미하며 본 연구에서 제시한 최적화 기법의 유효성을 보여준다.

도출된 Pareto 해 중 대표 최적 설계안은 공기 주입 챔버 각도가 상단 챔버 29°, 중단 챔버 149°, 하단 챔버 0°로 선정했으며 해당 연소로 형상은 Fig. 7에 나타났다.

최적화 모델의 예측 값과 실제 수치해석 값을 비교하여 Table 5에 정리하였다. 첫 번째 목적함수(내벽 최대 온도)의 경우에는 알고리즘에 따른 예측 값과 실제 수치해석 결과 값 간의 오차는 0.3%로 나타났으며 두 번째 목적함수(pattern factor)에서는 0.08%의 오차를 보였다. 이를 통해서 본 연구에서 생성된 반응 표면 기반 예측과 최적화 프레임워크의 신뢰도가 충분함을 확인할 수 있었다.

Fig. 8과 Fig. 9은 각각 연소로 중심 단면과 수직 1 m 지점에서의 온도 분포를 비교한 결과이며 이를 통해 기준 모델

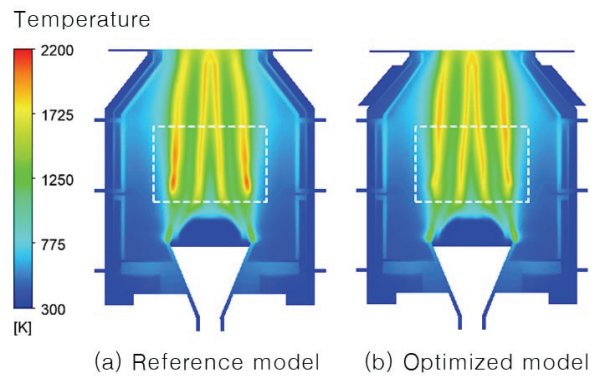


Fig. 8 Comparison results of temperature distribution between the reference model and optimized model at the vertical cross-section of the center of the bagasse furnace

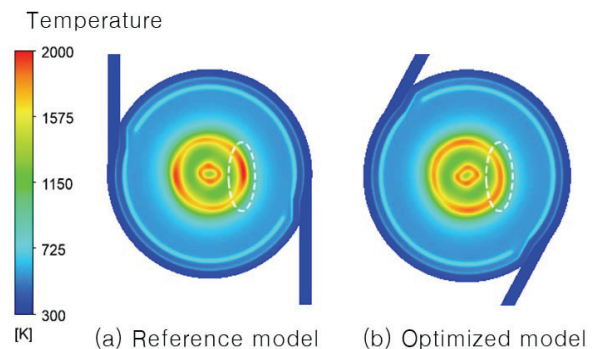


Fig. 9 Comparison results of temperature distribution between the reference model and optimized model at the horizontal cross-section of the center of the bagasse furnace

대비 최적화 모델의 성능 개선 효과를 확인할 수 있다. 기준 모델에서는 중단 챔버 부근에서 고온이 집중되는 현상이 관찰되는 반면 최적화 모델에서는 온도 분포가 보다 넓고 균일하여 열부하가 완화되고 안정성이 향상된 것으로 나타났다. 이는 공기 주입 조건의 최적화가 연소로 내부의 온도 균일도를 높이고 열적 안정성이 개선되었음을 보여준다.

연소 온도의 감소로 인해 연소 효율에는 부정적인 영향을 미칠 수 있다는 우려가 있었으나 최적 설계 모델에서는 오히려 연소 효율이 향상되는 결과를 나타냈다. 연소 효율의 평가는 출구에서의 총 열전달량 대비 투입된 연료의 발열량⁽⁴⁾을 기준으로 식 (8)을 이용하여 계산하였다.

$$\eta = \frac{\text{Useful heat output}}{\text{Fuel heat input}} \quad (8)$$

계산 결과 기준 모델의 연소 효율은 83.39%였으며 최적화 모델에서는 85.40%로 약 2%p 향상되었다.

이와 같은 효율 향상의 원인으로는 유동 구조 및 난류 분포의 차이에 기인한 것으로 판단된다. 유동 특성의 변화는

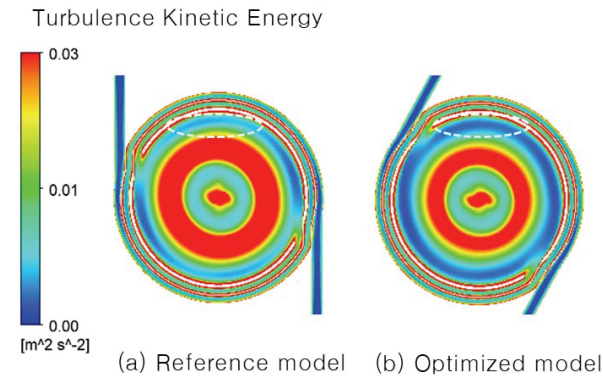


Fig. 10 Comparison results of turbulence kinetic energy distribution between the reference model and optimized model at the horizontal cross-section of the center of the bagasse furnace

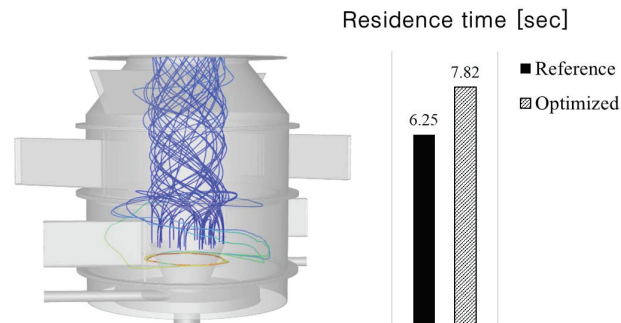


Fig. 11 Fuel flow trajectory and residence time of the optimized model

난류 분포에 영향을 주었으며, Fig. 10에 도시한 것처럼 최적화 모델에서는 전체적으로 난류 운동 에너지가 기준 모델 보다 균일하게 분포하고, 외곽부로의 확산 유동이 효과적으로 제어되는 양상이 나타났다.

또한, 체류 시간 분석 결과(Fig. 11 참조) 기준 모델은 6.25초, 최적화 모델은 7.82초로 확인되었으며, 이는 유동의 정렬성 개선으로 인해 연소 공간 내에서 연료가 더 오래 머물며 반응할 수 있는 조건이 형성되었음을 시사한다. 이러한 유동 및 난류 특성 변화로 인해 벽면 인근의 과도한 난류가 억제되어 불필요한 열 손실이 감소하고, 중심부에서는 적절한 난류 수준이 유지됨과 동시에 체류 시간 증가에 따라 연료와 공기의 혼합이 더욱 효과적으로 이루어지는 결과를 나타내었다.

5. 결론

본 연구에서는 바이오매스 연료인 바가스를 연료로 사용하는 벤치급 선회형 연소로를 모델로 공기 주입 조건에 따른 열적 안정성 및 건전성 향상을 위하여 다목적 최적화 기법을 적용하였다.

최적화 문제를 정의하기 위해 연소로 외곽의 상·중·하단 공기 주입구의 각도를 설계 변수로 설정하고 내벽 최대 온도와 pattern factor를 목적 함수로 구성하였으며 최적화를 진행하기 위한 기반으로 실험계획법과 반응표면법을 활용하였다. 그 결과 알고리즘을 통해 도출된 Pareto 해 집합은 높은 신뢰도를 보였고, 상단 챔버 29°, 중단 챔버 149°, 하단 챔버 0°의 조합으로 구성된 설계안을 최종 최적 설계안으로 선정하였다.

최적화 모델은 기준 모델 대비 내벽 최대 온도를 약 5 °C 감소시켰으며, pattern factor를 1.54% 개선함으로써 연소로 내부 열 분포 균일도를 효과적으로 향상시켰다. 더불어 연소로 최대 온도의 감소에도 불구하고 연소 효율도 약 2%p 증가하였다. 이러한 결과는 공기 주입 조건의 최적화를 통해 연소로 내부의 유동 구조를 보다 부드럽고 안정된 형태로 유도함으로써 체류시간을 증가시켜 연료와 공기의 혼합을 용이하게 하고, 난류 분포에도 영향을 미쳐 중심부의 혼합 강도를 높이고 벽면 인근 난류를 억제하여 연소로의 열적 안정성과 구조적 건전성을 동시에 향상시킬 수 있음을 시사한다.

본 연구에서는 고정된 연료 유량을 기반으로 최적화를 수행하였지만 추후 다양한 경계 조건에 따른 최적화 연구가 필요할 것으로 보인다. 하지만, 본 연구에서 제안한 최적화 접근 방식은 선회형 연소로 시스템 외에도 적용 가능한 설계 전략으로 다양한 산업 분야에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

후 기

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 지원으로 수행되었음(과제번호 22DPRB-C161883-02).

References

- (1) Jung, M.K. and Kim, Y.J., 2023, "Effect of Injected Air Flow Ratio on Combustion Characteristics in a Bench-Scale Biomass-Fired Furnace," *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers B*, Vol. 47, No. 7, pp. 331~338.
- (2) Chen, X. and Han, P., 2000, "A Note on the Solution of Conjugate Heat Transfer Problems Using SIMPLE-like Algorithms," *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 21, No. 4, pp. 463~467.
- (3) Deng, D. and Murakawa, H., 2006, "Numerical Simulation of Temperature Field and Residual Stress in Multi-pass Welds in Stainless Steel Pipe and Comparison with Experimental Measurements," *Computational Materials Science*, Vol. 37, No. 3, pp. 269~277.
- (4) Lee, Y., Park, J., Ryu, C., Gang, K. S., Yang, W., Park, Y. K., Jung, J., and Hyun, S., 2013, "Comparison of Biochar Properties from Biomass Residues Produced by Slow Pyrolysis at 500 °C," *Bioresource Technology*, Vol. 148, pp. 196~201.
- (5) Jones, W. P. and Launder, B. E., 1972, "The Prediction of Laminarization with a Two-Equation Model of Turbulence," *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Vol. 15, No. 2, pp. 301~314.
- (6) White, F. M. and Xue, H., 2022, *Fluid Mechanics*, 9th ed., McGraw-Hill, New York.
- (7) Incropera, F. P., DeWitt, D. P., Bergman, Theodore L., Lavine, Adrienne S., 2017, *Principles of Heat and Mass Transfer*, 8th ed., Wiley, Hoboken.
- (8) Bazdidi-Tehrani, F., Teymouri, A., and Ghiyasi, M., 2022, "Sensitivity Analysis of Pollutants and Pattern Factor in a Gas Turbine Model Combustor Due to Changes in Stabilizing Jets Characteristics," *Journal of Thermal Science*, Vol. 31, No. 5, pp. 1622~1641.
- (9) McKay, M. D., Beckman, R. J., and Conover, W. J., 2000, "A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code," *Technometrics*, Vol. 42, No. 1, pp. 55~61.
- (10) James, G., Witten, D., Hastie, T., and Tibshirani, R., 2021, "An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R," 2nd Ed., Springer, New York.