



Research Paper

DOI: <http://dx.doi.org/10.6108/KSPE.2017.21.1.051>

Kriging 모델기반 유전자 알고리즘을 이용한 RBCC 엔진 유로 최적설계 및 분석

채상현^a · 김혜성^b · 이관중^c · 오세종^b · 최정열^{b,*}

Design Optimization and Analysis of a RBCC Engine Flowpath Using a Kriging Model Based Genetic Algorithm

Sang-Hyun Chae^a · Hye-Sung Kim^b · Kwan-Jung Yee^c · Se-Jong Oh^b · Jeong-Yeol Choi^{b,*}

^aInstitute of Advanced Aerospace Technology, Seoul National University, Korea

^bDepartment of Aerospace Engineering, Pusan National University, Korea

^cDepartment of Mechanical and Aerospace Engineering, Seoul National University, Korea

*Corresponding author. E-mail: aerochoi@pusan.ac.kr

ABSTRACT

A design optimization method is applied for the flow path design of RBCC engine, an important factor for the determining the propulsion performance operating at air-breathing mode. A design optimization was carried out to maximize the specific impulse of the RBCC engine by using a genetic algorithm based on the Kriging model. Results are analyzed using ANOVA and SOM. Design conditions of ramjet and scramjet mode are selected as Mach number 4 at 20 km altitude and Mach number 7 at 30 km, respectively. The optimized design presents that the specific impulse is increased by 7% and 10% on each condition than the baseline design.

초 록

RBCC 엔진의 공기흡입 모드 추진성능을 결정하는 주요 요소인 유로 형상 설계를 위하여 최적설계 기법을 적용하였다. Kriging 모델 기반의 유전자 알고리즘을 이용하여 RBCC 엔진의 비추력을 최대화 하는 최적화를 수행하였으며, 분산분석법과 자가조직도를 통해 설계결과를 분석하였다. 램제트 및 스크램제트의 설계 조건을 각각 고도 20 km, 마하수 4 및 30 km, 마하수 7 설정하여 최적화를 수행한 결과, 기본 형상에 비해 각 모드에서 약 7% 및 10%의 비추력 상승을 얻을 수 있었다.

Key Words: Rocket Based Combined Cycle(RBCC, 로켓기반 복합사이클), Ramjet(램제트), Scramjet(스크램제트), Genetic Algorithm(유전자 알고리즘), Design Optimization(설계 최적화)

Received 1 November 2016 / Revised 9 January 2017 / Accepted 13 January 2017

Copyright © The Korean Society of Propulsion Engineers

pISSN 1226-6027 / eISSN 2288-4548

Nomenclature

$\vec{1}$: unit vector

A : Cross-section Area

h : enthalpy

M : mach number

\vec{R} : correlation matrix

s : root mean squared error

y : objective function for optimization

$\vec{\theta}$: correlation parameter vector

$\hat{\mu}$: average of kriging model

$\hat{\sigma}$: variance of kriging model

1. 서 론

초고속 비행체와 재사용 발사체의 필요성이 증가함에 따라 지난 수십 년간 세계 각지에서는 극초음속 비행체 기술의 연구개발이 진행되어 왔다. 지난 10여 년 간에는 Hyper-X 및 X-51A 등의 비행시험 성공과 과학로켓을 이용한 HyShot 비행시험 프로그램의 성공에 힘입어 극초음속 비행체 개발을 위한 다양한 프로그램들이 진행되고 있다. 각국의 연구개발 활동 및 극초음속 비행시험에 대해서는 이전에 소개한 바 있으므로[1-6], 본 논문에서는 이에 대한 상세한 내용은 생략하기로 한다.

최근의 극초음속 추진기관 연구는 작동 마하수 제한을 적게 받는 이중모드 램제트(DMR, Dual Mode Ramjet)나 이중연소 램제트(DCR, Dual Combustion Ramjet) 엔진과 더불어 터빈 엔진이나 로켓엔진과 연계하여 저마하수 및 우주 공간에서도 작동 가능한 터빈기반 복합사이클(TBCC, Turbine-Based Combined Cycle) 및 로켓기반 복합사이클(RBCC, Rocket-Based Combined Cycle) 등의 복합사이클 연구로 진행되고 있다. 복합 추진기관 개발을 위해서는 램제트 및 스크램제트 모드 전반에 걸쳐 적합한 형상 설계가 필요하여 흡입구 등에서 최적설계 연구가 일부 진행되었으나[7-11], 유로 전반에 걸친 최적설계 연구는 다소 부족한 상황이다.

본 연구에서는 공기흡입 모드(램제트 및 스크

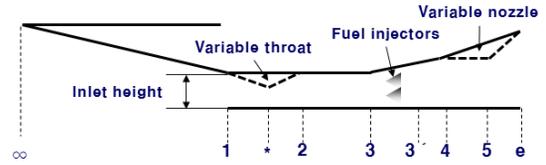


Fig. 1 Schematic diagram of RBCC engine.

램제트 모드)에서 최대 비추력을 갖는 RBCC 엔진의 형상을 도출하기 위하여, 공기역학 분야에서 개발된 유전자 알고리즘(GA, Genetic Algorithm) 기반의 최신 최적설계기법을 적용하였다. 본 연구의 유전자 알고리즘은 Kriging 모델 기반하여 준1차원 유동에 대한 지배방정식을 통해 결과를 획득하였으며, 분산분석법(ANOVA, Analysis of Variance)과 자가조직도(SOM, Self-Organization Map)를 이용하여 정량적, 정성적 데이터 분석을 수행하였다[12-16].

2. 해석 및 설계 방법

본 논문에서는 기존의 설계기법을 RBCC 엔진에 적용하여 각 설계변수의 영향을 알아보고자 한다. 본 연구에서 사용된 Kriging 모델 활용 설계기법은 Jones[15]에 의해, 설계 후 데이터 분석 방법은 Jeong[16]에 의해 제안되었다. RBCC 엔진 유로형상 설계의 경우 충격파에 의한 비선형적인 특성이 있어, 이 때 정확도 확보뿐만 아니라 분산분석법을 통한 설계변수 분석까지 가능하기에 본 설계기법을 적용하였다.

2.1 추진기관 성능 해석 방법

RBCC 엔진의 램제트와 스크램제트 모드에서 성능을 해석하기 위해 축방향의 변화만 고려되는 준1차원으로 가정하였다. Fig. 1과 같이 엔진을 부분적으로 구성하여 주어진 고도 및 속도에 따른 각 지점에서의 압력, 온도, 속도 등을 도출하고, 이를 통해 엔진 성능을 나타내는 비추력, 추력을 계산한다.

Eq. 1-3과 같은 일반 지배방정식에서, 외력이 없고 단일인 정상 1차원 압축성 유동을 가정하

고 Fig. 1에서의 분할한 엔진영역을 고려하여 연속, 운동량, 에너지 방정식을 표현하면 Eq. 4-6과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \vec{V}) = 0 \quad (1)$$

$$\rho \frac{D\vec{V}}{Dt} = \rho g + \nabla \cdot \tau - \nabla P \quad (2)$$

$$\rho \frac{Dh}{Dt} = \frac{DP}{Dt} + \nabla \cdot (k \nabla T) + \tau \frac{\partial V}{\partial x} \quad (3)$$

$$\dot{m}_i = \rho_i V_i A_i \quad (4)$$

$$\begin{aligned} & \dot{m}_{i+1} V_{i+1} + P_{i+1} A_{i+1} \\ & = \dot{m}_i V_i + P_i A_i + \int_i^{i+1} P dA \end{aligned} \quad (5)$$

$$h_{s,i+1} + \frac{1}{2} V_{i+1}^2 = h_t = h_{s,i} + \frac{1}{2} V_i^2 \quad (6)$$

엔진 내부의 공기는 이상기체로 가정하였다. 그러므로 연료가 포함된 혼합기체의 경우 각 기체의 분자량을 고려하여 Eq. 7과 같이 이상기체 방정식으로 밀도를 비롯한 물성치를 계산한다. 연소실에서 추가되는 연료를 고려하면 분자량을 Eq. 8과 같이 나타낼 수 있다.

$$P_i = \rho_i \frac{R_{universal}}{MW_i} T_i \quad (7)$$

$$MW_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^{N_{species}} \frac{Y_{i,j}}{MW_j}} \quad (8)$$

유체가 화학적 동결 상태라고 가정할 때 에너지 보존방정식의 정엔탈피는 Eq. 9와 같이 온도와 유체 구성물의 질량의 함수로 정의하고, 평형상태일 때는 Eq. 10과 같이 압력을 추가하여 정엔탈피를 고려한다.

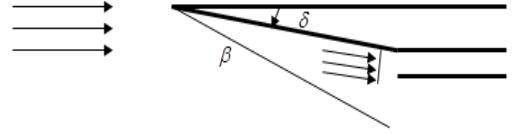


Fig. 2 Oblique shock on forebody of engine.

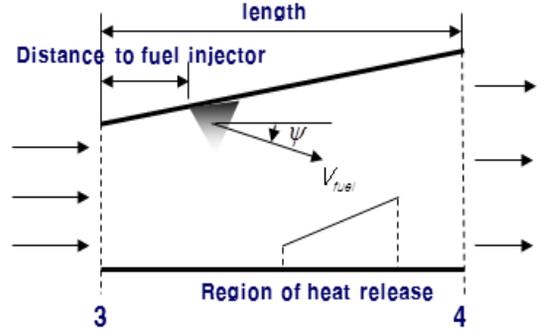


Fig. 3 Schematic diagram of combustor.

$$h_{s,frozen} = f(T, \dot{m}_j) \quad j = 1, \dots, N_{species} \quad (9)$$

$$h_{s,equil} = f(T, P, \dot{m}_j) \quad j = 1, \dots, N_{species} \quad (10)$$

RBCC 엔진의 전면부는 Fig. 2와 같이 2차원 썬기형으로 간주하여 해석한다. 이때 발생하는 경사충격파의 각도는 Eq. 11과 같이 계산하고, 이를 이용하여 경사충격파에 의한 압력 변화를 Eq. 12와 같이 계산한다.

$$\begin{aligned} \beta = \sin^{-1} & \left[\sin(\delta) \left(\frac{\gamma+1}{4} \right. \right. \\ & \left. \left. + \sqrt{\left(\frac{\gamma+1}{4} \right)^2 + \frac{1}{M_\infty^2 \sin^2(\delta)}} \right) \right] \end{aligned} \quad (11)$$

$$P_{s,y} - P_{s,x} = \rho_x V_{N,x}^2 \left(1 - \frac{(\gamma+1)M_x^2 \sin^2 \beta}{2 + (\gamma-1)M_y^2 \sin^2 \beta} \right) \quad (12)$$

연소실은 연료에 의한 질량 유입, 열 유입, 마찰, 연소실 내 면적 변화의 효과를 고려하기 위해 Fig. 3과 Eq. 13과 같은 준1차원 연소실 모델을 적용하였다.

$$\frac{dM}{M} = C_1 \left\{ -\frac{dA}{A} + C_f \frac{\gamma M^2}{2} \left(\frac{S}{A} \right) + \frac{C_2}{2} \frac{dT}{T} + [C_2 + y\gamma M^2] \frac{dm}{m} \right\} \quad (13)$$

$$\text{여기서, } C_1 = \frac{\left(1 + \frac{\gamma-1}{2} M^2\right)}{1 - M^2}, \quad C_2 = 1 + \gamma M^2,$$

$$C_f = \frac{\tau}{q_{local} S}, \quad y = V_{fuel} \frac{\cos(\Psi)}{V_{stream}}$$

2.2 최적설계기법 : Kriging 모델 기반 유전자 알고리즘

최적설계기법은 크게 구배기반 기법과 비구배기반 기법으로 분류할 수 있다. 구배기반 기법은 탐색시작점에서 최적점 도출까지의 소요시간이 짧지만, 국소 최적점에 빠지기 쉽고 다목적 함수 설계의 경우 가중치를 도입하는 등 우회적인 방법을 사용해야 한다. 반면 비구배기반 기법은 직접설계영역의 모든 점을 탐색하기 때문에 최적점 도출까지 소요시간은 길지만, 전역 최적점을 획득할 수 있다.

비구배기반 기법의 대표적인 방법으로 유전자 알고리즘법이 있는데, 이는 자연선택설을 수치 알고리즘으로 구현한 것이다. 설계영역 내의 설계점을 개체로 간주하고 각 개체별로 교차, 변이, 선택 과정을 거쳐 세대별로 진화한다. 많은 세대를 진화하며 가장 적합한, 가장 목적함수에 가까운 개체만 살아남게 된다. 유전자알고리즘의 이러한 특징은 비선형, 다분야, 비연속적인 특성을 가지고 있는 항공역학적 설계 문제에서 강인함과 신뢰성을 보여준다. 유전자 알고리즘의 또 다른 장점은 한 개의 탐색점을 사용하지 않고 여러 개의 점 개체 전체를 동시에 탐색한다. 이것이 유전자 알고리즘을 다목적 설계 문제에서 더욱 신뢰도 있는 방법으로 만든다.

앞서 언급한 바와 같이 유전자 알고리즘은 여러 개의 개체를 탐색하기 때문에 해석모델의 계산시간소요가 클수록 전체 설계시간은 기하급수적으로 증가한다. 이를 효율적으로 보완하기 위하여 본 연구에서는 Kriging 모델을 이용하였다. Kriging 모델은 근사모델기법 중의 하나로

서, 이미 계산된 샘플점을 이용하여 알지 못하는 점에서의 분포를 찾아내는 기법이다. 근사화하고자 하는 대상함수를 $y(\vec{x})$ 라 하면 Eq. 14와 같이 표현된다고 간주한다.

$$y(\vec{x}) = \beta + Z(\vec{x}) \quad (14)$$

여기서 \vec{x} 는 m 차원의 벡터이고, β 는 전역상수, $Z(\vec{x})$ 는 전역적 모델에서 국지적 편향을 나타낸다. 이 모델에서 알지 못하는 점에서 국지적 편향은 통계적 절차로 표현된다. 샘플점은 통계적 절차의 경향을 예측하기 위한 상관함수로 Gaussian 난수 함수를 사용해서 보간된다. $Z(\vec{x}^i)$ 와 $Z(\vec{x}^j)$ 사이의 상관관계는 \vec{x}^i 와 \vec{x}^j 사이의 거리의 상관관계랑 강하게 연결되어 있다. Kriging 모델에서는 유클리안 거리 대신 Eq. 15와 같이 거리에 대한 가중치를 부여한다.

$$d(\vec{x}^i, \vec{x}^j) = \sum_{k=1}^m \theta_k |x_k^i - x_k^j| \quad (15)$$

여기서 $\theta_k (0 \leq \theta_k \leq \infty)$ 는 상관계수벡터 $\vec{\theta}$ 의 k 번째 요소이다. 가중된 거리와 Gaussian 난수 함수를 이용하여, 상관계수는 Eq. 16과 같이 정의된다. 정의된 상관계수를 적용하면 Kriging 모델에 의한 예측함수는 Eq. 17과 같이 나타낼 수 있다. 여기서 $\hat{\beta}$ 는 β 의 예측치고, \vec{R} 은 $\text{Corr}[Z(\vec{x}^i), Z(\vec{x}^j)]$ 로 구성된 매트릭스 $n \times n$ 이다. 벡터 \vec{r} 은 Eq. 18과 같이 표현되는 i 번째 요소다. 그리고 $\vec{y} = [y(x^1), \dots, y(x^n)]$ 이다.

$$\text{Corr}[Z(\vec{x}^i), Z(\vec{x}^j)] = \exp[-d(\vec{x}^i, \vec{x}^j)] \quad (16)$$

$$\hat{y}(\vec{x}) = \hat{\beta} + \vec{r}^T \vec{R}^{-1} (y - \vec{1} \hat{\beta}) \quad (17)$$

$$r_i(\vec{x}) = \text{Corr}[Z(\vec{x}), Z(\vec{x}_i)] \quad (18)$$

Kriging 모델을 만들기 위해 예측되어야 하는

파라미터는 $\vec{\theta}$ 이다. 이 파라미터는 Eq. 19로 표현되는 유사함수를 최대화시키는 값으로 예측된다. $\vec{1}$ 은 m 차 단위벡터이다. 유사함수를 최대화시키는 것은 m 차 비제약 비선형 최적문제와 같다. 이 연구에서는 이것을 풀기 위해 유전자 알고리즘을 적용하였다. 예측치의 정확도는 샘플 점과의 거리에 의해 크게 좌우된다. 직관적으로 말해서, 샘플점에 가까운 점 일수록 정확한 예측치를 가지며, Eq. 20으로 표현할 수 있다.

$$\ln(\hat{\beta}, \hat{\sigma}^2, \vec{\theta}) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln(|\vec{R}|) - \frac{n}{2} \ln(\hat{\sigma}^2) - \frac{1}{2\hat{\sigma}^2} (\vec{y} - \vec{1}\hat{\beta})' \vec{R}^{-1} (\vec{y} - \vec{1}\hat{\beta}) \quad (19)$$

$$s^2(\vec{x}) = \hat{\sigma}^2 \left[1 - \vec{r}' \vec{R}^{-1} \vec{r} + \frac{(1 - \vec{1}' \vec{R}^{-1} \vec{r})^2}{\vec{1}' \vec{R}^{-1} \vec{1}} \right] \quad (20)$$

여기서, $s^2(\vec{x})$ 는 예측치의 평균제곱오차이고, 이것이 부정확도를 나타내는 척도가 된다. 그리고 제곱근평균제곱오차(RSME, Root Mean Squared Error)는 $s = \sqrt{s^2(\vec{x})}$ 이 된다. 평균제곱오차와 분산(σ)은 Kriging 모델의 신뢰도를 검증하는 교차검증법에 사용되고, 또한 각 설계변수의 목적함수에 대한 영향력을 판별할 수 있는

분산분석에도 활용된다.

Kriging 모델을 기반으로 한 유전자 알고리즘 방법의 흐름도는 Fig. 4와 같고, 수행절차는 아래와 같다.

- 1) 초기 샘플점을 'Improved Distributed Hypercube Sampling'으로 선택[14]
- 2) 샘플점에 대해서 해석도구를 이용해 결과값 획득
- 3) 샘플점을 이용하여 Kriging 모델 구축
- 4) GA의 시작: 초기 집단해 선택과 Kriging 모델을 이용한 각 객체의 적합성 평가
- 5) 부모해 선택
- 6) 교차와 변이
- 7) Kriging 모델을 이용한 새로운 세대의 적합성 평가
- 8) 100세대까지 진화되지 않았다면 5번 과정부터 반복

2.3 Kriging 모델 이용 분산분석법(Analysis of Variance)

본 연구에서 데이터마이닝 도구를 사용하여 설계결과를 정량적, 정성적으로 분석하였다. Kriging 모델은 통계적 기법을 이용하여 근사함수를 구축하였기 때문에, 평균과 분산을 이용하여 각 설계변수에 대한 목적함수의 영향력을 정

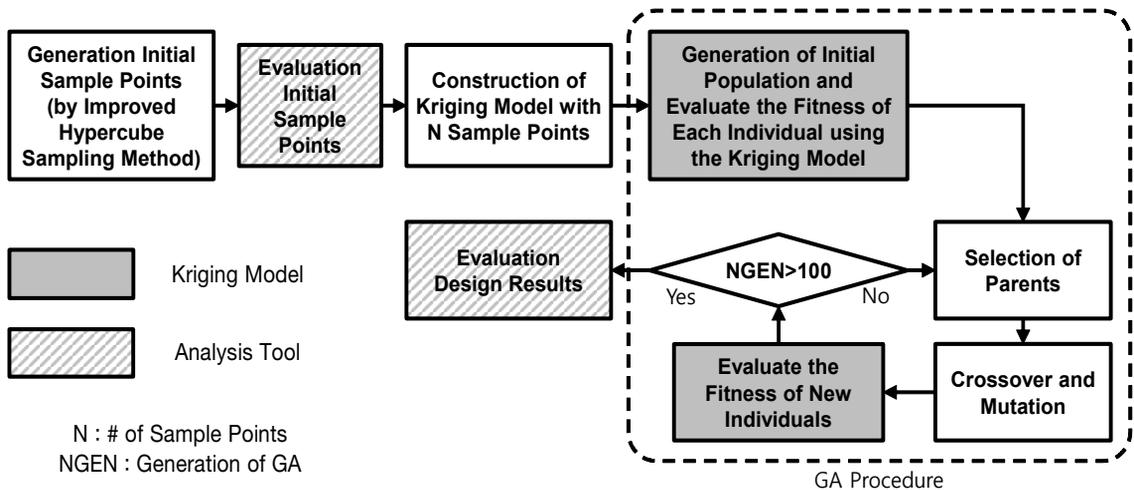


Fig. 4 Flow chart of design procedure.

량적으로 분석 가능하다.

앞 절에서 서술한 Kriging 모델 총평균과 총분산은 각각 Eq. 21과 Eq. 22로 도출할 수 있다.

$$\hat{\mu}_{total} = \int \dots \int \hat{y}(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n \quad (21)$$

$$\hat{\sigma}_{total}^2 = \int [\hat{y}(x_1, \dots, x_n) - \hat{\mu}_{total}]^2 dx_1 \dots dx_n \quad (22)$$

목적함수에 대한 설계변수 x_i 의 영향을 고려하기 위해, Eq. 23과 같이 총평균값 계산 시 x_i 에 대한 적분항을 제외하고 적분한 값에 총평균을 뺀 값으로 계산한다.

$$\hat{\mu}_i(x_i) = \int_n \dots \int_{i+1} \int_{i-1} \dots \int_1 \hat{y}(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_{i-1} dx_{i+1} \dots dx_n - \hat{\mu}_{total} \quad (23)$$

설계변수 x_i 에 의한 분산은 Eq. 24와 같으며, x_i 에 의한 분산을 총분산에 대한 비로 Eq. 25와 같이 계산하면, 목적함수에 대한 설계변수 x_i 의 영향력을 나타낼 수 있다.

$$\hat{\sigma}_i^2 = \int [\hat{\mu}_i(x_i)]^2 dx_i \quad (24)$$

$$\frac{\hat{\sigma}_i^2}{\hat{\sigma}_{total}^2} = \frac{\int [\hat{\mu}_i(x_i)]^2 dx_i}{\hat{\sigma}_{total}^2} \quad (25)$$

2.4 자가조직도(Self-Organization Map)

정성적 데이터마이닝 도구인 자가조직도는 신경망 기법을 이용하여 각 데이터 간의 근접성(유사성)을 고려한 기법이다. 자가조직도를 활용하면 고차원의 데이터를 2차원으로 투영할 수 있다. 여기서 2차원에서의 투영은 뉴런자율학습 기법에 근거하여 이루어지며, 입력 벡터와 뉴런 사이의 특성을 나타내는 특성 벡터를 정의하여, 고차원 데이터의 특징을 2차원 지도상에 표현하기 위하여 뉴런학습과정을 수행한다. 이러한 투영에 의하여 고차원 공간상에서 밀접한 위치에

Table 1. Definition of design objectives.

Objective function	Direction	Operating Condition	
		Altitude	Mach No.
Ramjet Mode, I_{sp}	Maximize	20 km	4
Scramjet Mode, I_{sp}	Maximize	30 km	7

Table 2. Operating conditions.

Operating Conditions	values
Flight Mach number	4 ~ 8
Flight altitude	20 ~ 30 km
Fuel	JP-5
Width of the Engine	~300 mm

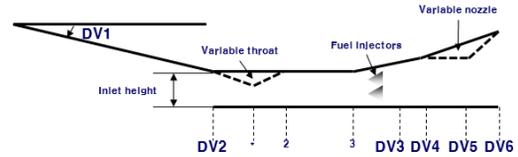


Fig. 5 Definition of design variables.

Table 3. Definition of design region.

Design Variables		Min.	Ref. Val.	Max.
DV1	Compression Angle(°)	5	10	20
DV2	Inlet area(m ²)	0.005	0.02	0.05
DV3	Area ratio to DV2	1.1	1.5	2.0
DV4	Area ratio to DV3	1.0	2.0	4.0
DV5	Area ratio to DV2	1.0	4.0	10.0
DV6	Area ratio to DV5	2.0	4.0	10.0

있는 데이터들은 저차원 지도상에서도 인접한 위치에 놓이게 된다. 그러므로 자가조직도를 활용하면 서로 관계가 있는 설계변수와 목적함수 간의 분석이 용이한 장점이 있다. 기법에 대한 상세한 설명은 참고문헌[16]을 참조하기 바란다.

3. 설계결과

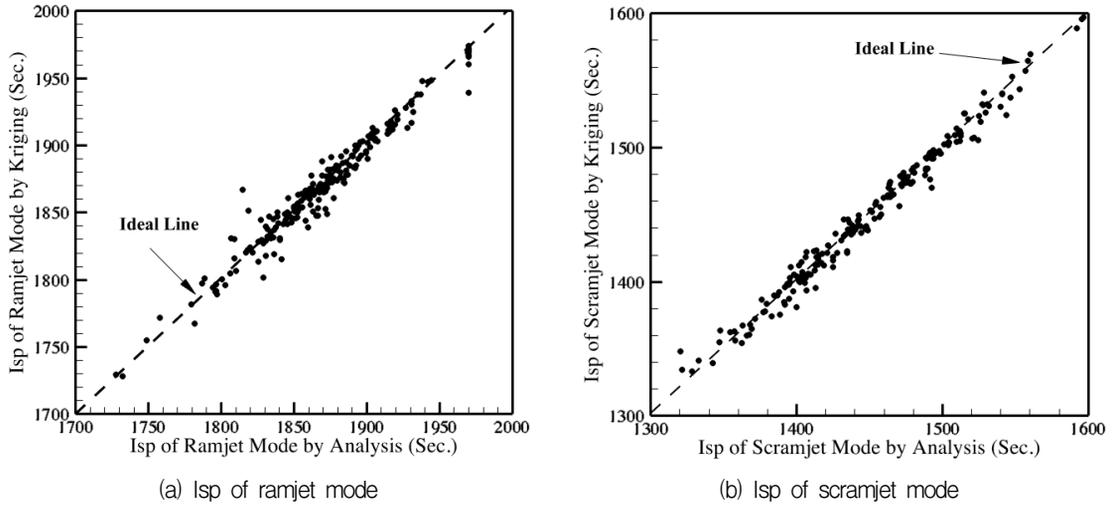


Fig. 6 Comparison between analysis and Kriging model by cross validation.

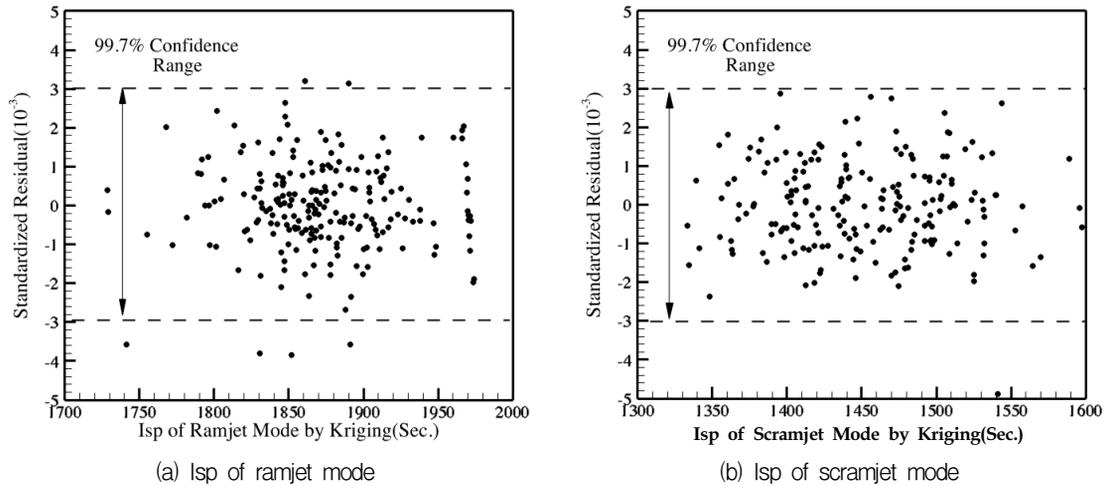


Fig. 7 Standardized cross validated residual.

3.1 설계문제 정의

동일한 RBCC 엔진을 램제트 모드와 스크램제트 모드로 운용하였을 때, 두 가지 모드에서 모두 높은 비추력을 가지는 엔진을 설계하는 것을 목적으로 하였다. 그러므로 목적함수는 Table 1과 같이 정의하였고, 설계 엔진의 운용 조건은 Table 2와 같다.

엔진 성능해석 기법을 고려하여 Fig. 5와 같이 엔진 흡입구의 썸기각과 각 부분의 면적을 설계변수로 하여 총 6개의 설계변수를 설정하였

다. 유사한 운용범위를 가지는 RBCC 엔진의 크기를 고려하여 설계변수의 범위를 Table 3과 같이 정의하였다.

3.2 Kriging 모델의 신뢰도 검증

2.2 절에 제시한 설계기법에 따라 신뢰도 높은 근사모델을 획득하기 위해 200개의 샘플점을 추출하여 Kriging 모델을 구축하였다. 이 때 6개의 설계변수에 대해 Full Factorial Experiment 기법 level 2 및 Orthogonal Array

level 5 적용 시 각각 64개와 26개의 샘플이 필요하다. 하지만 본 해석기법 계산시간이 많이 소모되지 않아, 비교적 많은 수인 200개의 샘플 점을 적용하였다. 이후 구축된 Kriging 모델의 신뢰도를 정량, 정성적으로 분석하기 위해 교차검증법을 사용하였다.

반응면 기법과 같은 근사모델기법은 샘플점의 값과 근사모델에 의한 예측값에 오차가 존재하기 때문에 이를 이용하여 근사모델의 정확도를 분석할 수 있다. 반면 Kriging 모델은 샘플점의 위치에서는 실제와 같은 값을 가지기 때문에 교차검증법을 사용하여야 한다. 교차검증법은 샘플점 중 하나를 제외하고 Kriging 모델을 구축하여, 제외한 샘플점 위치에서 발생한 오차를 Kriging 모델의 제공평균오차에 대한 비로 나타내어 계산한다.

Fig. 6은 교차검증의 결과를 보여준다. Fig. 6에서 두 개의 그래프는 각 목적함수에 대하여 x축에는 해석도구로 계산된 값을 나타내고, y축에는 교차검증법에 의한 Kriging 모델의 예측치를 나타내었다. Kriging 모델이 정확하다면 해석도구와 같은 값을 가질 것이므로 모든 점이 정대각선상(Ideal Line)에 위치해야 한다. 두 개의 그래프 모두 대부분의 점이 정대각선 근처에 위치하고 있음을 확인할 수 있다. 보다 정량적인 검증은 위해 표준잔차(Standardized Residual)를 비교해보았다. 표준잔차는 Eq. 26과 같이 한 샘플점에서 Kriging 모델의 오차를 Kriging 모델 전체의 제공평균오차에 대한 비로 표현할 수 있다. Eq. 26에서 하첨자 $-i$ 는 i 번째 샘플점을 제외했다는 것을 의미한다.

$$Residual = \frac{y(x_i) - \hat{y}_{-i}(x_i)}{s_{-i}(x_i)} \quad (26)$$

Fig. 7의 두 개의 그래프의 y축에 표준잔차를 표시하였다. 대부분의 샘플점이 99.7%의 신뢰구간에 분포하고 있기 때문에, 최적화에 사용된 Kriging 모델이 충분한 정확도를 가지고 있다고 판단할 수 있다.

3.3 최적설계 결과

신뢰성이 확보된 Kriging 모델을 기반으로 유전자 알고리즘을 사용하여 2.2 절에 기술한 바와 같이 최적설계를 수행하였다. 다목적설계의 경우 최적설계결과가 하나의 목적함수를 향상시키면 반드시 그 외의 목적함수는 감소할 수밖에 없는 경계에 위치하게 되는데 이를 Pareto면이라고 한다. 현재 두 개의 목적함수에 대하여 최적설계를 수행하였기 때문에 Fig. 8과 같이 2차원 평면상의 곡선의 형태로 최적설계결과가 도출된다.

두 개의 목적함수에 대한 설계이므로 각 목적함수를 최대를 가지는 설계형상과 두 개의 목적함수가 적절한 값을 가지는 세 개의 설계형상을 도출하였다. 그리고 이 형상을 각 목적함수 값의 우세에 따라 Ramjet Design, Scramjet Design, Balanced Design이라고 명시하였다. 각

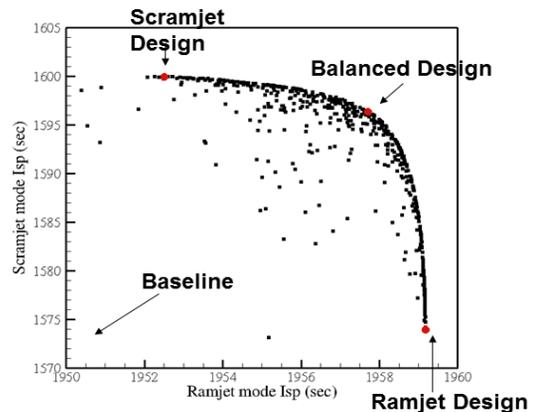
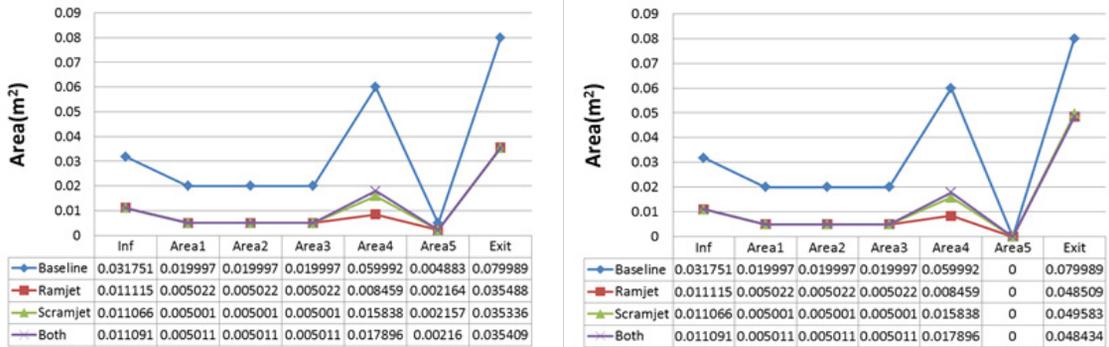


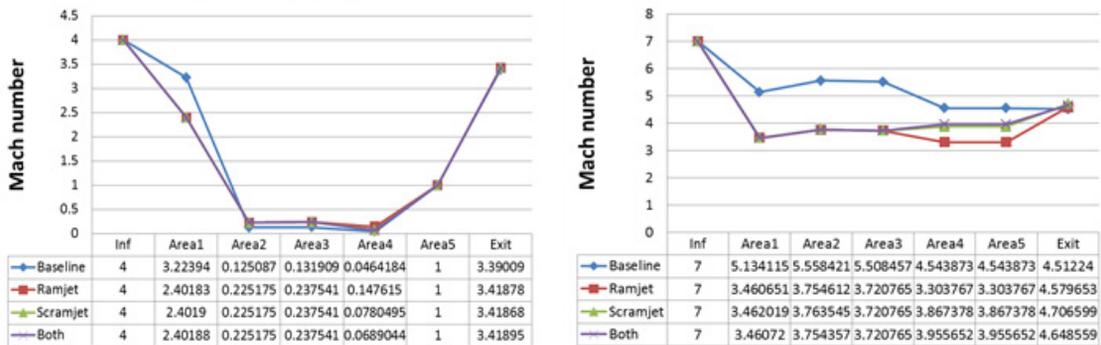
Fig. 8 Pareto surface of design results.

Table 4. Objective values of designed engines.

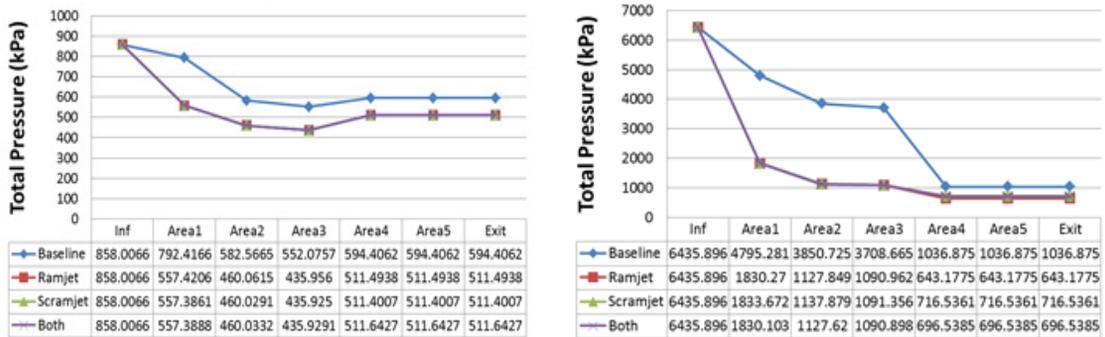
	Ramjet Mode, I_{sp} (s)	Scramjet Mode, I_{sp} (s)
Baseline	1828.548	1436.212
Ramjet Design	1959.178 (7.1%)	1573.942 (9.6%)
Scramjet Design	1952.505 (6.7%)	1599.940 (11.4%)
Balanced Design	1957.716 (7.0%)	1596.354 (11.2%)



(a) Area at (Left) ramjet and (Right) scramjet mode



(b) Mach number at (Left) ramjet and (Right) scramjet mode



(c) Total pressure at (Left) ramjet and (Right) scramjet mode

Fig. 9 Pareto surface of design results.

최적설계형상의 상세한 목적함수 값은 Table 4에 기재하였다. 기본형상(baseline)에 비해 설계형상이 램제트 모드일 때는 약 7%, 스크램제트 모드일 때는 약 11% 정도의 성능이 개선되었다.

최적설계 형상별 구체적인 형상 정보(면적)와 주요 성능 파라미터로 각 부분의 마하수와 전압

력을 Fig. 9에 나타내었다.

3.4 데이터마이닝 결과

신뢰성이 확보된 Kriging 모델을 기반으로 유전자 알고리즘 목적함수에 미치는 설계변수의 영향력을 분석하기 위해 2.3 절에 설명하였던

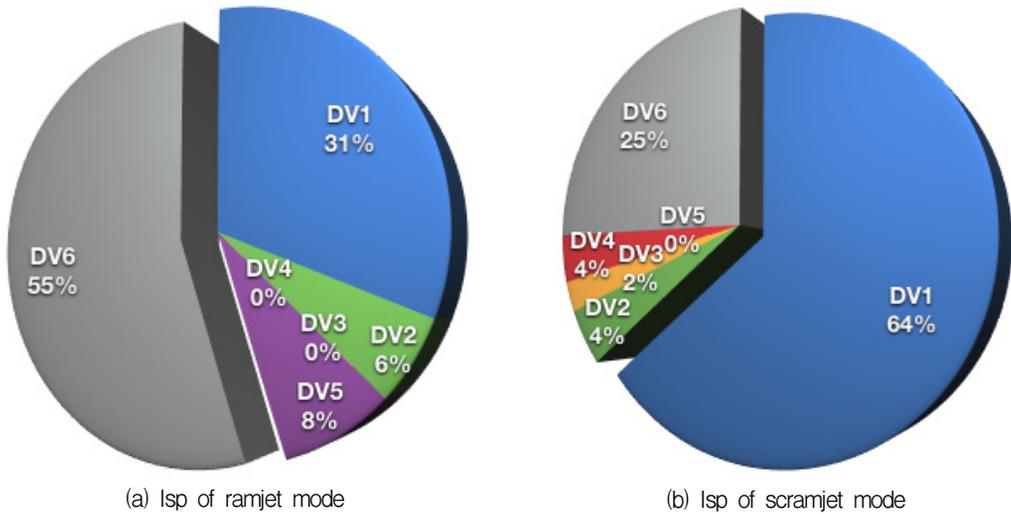


Fig. 10 Results of ANOVA.

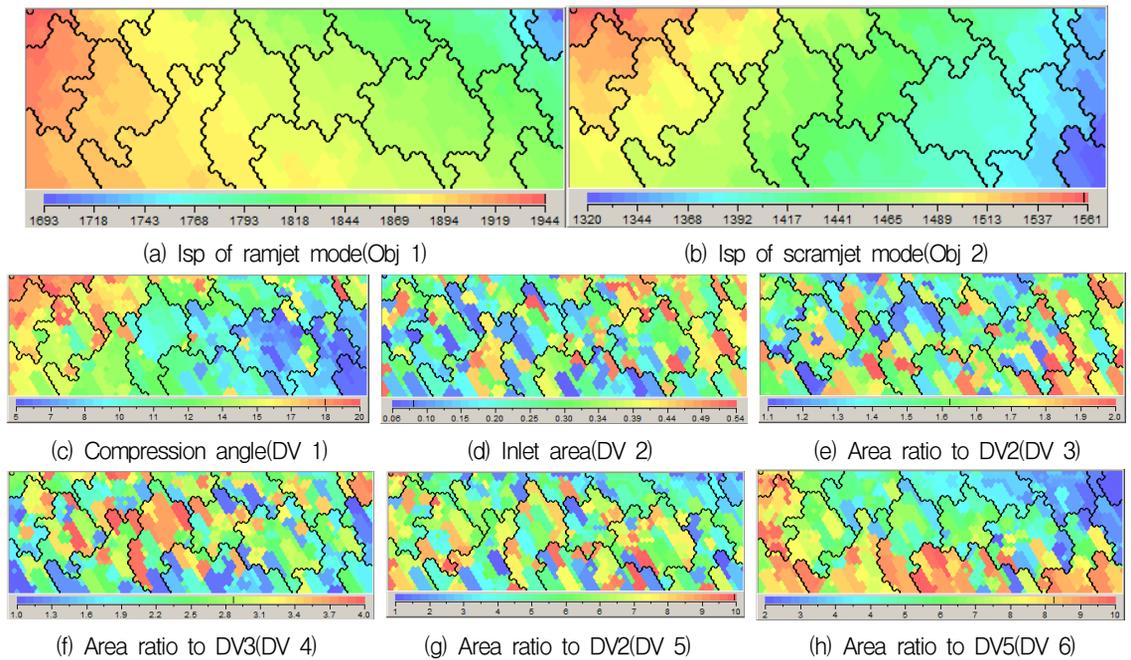


Fig. 11 Self-Organization Maps from ANOVA.

분산분석법을 사용하였다. Fig. 10에 각 목적함수에 대한 설계변수의 영향을 파이차트로 나타내었다. 전체적으로 DV1(Compression Angle)과 DV6(출구면적비)이 가장 큰 영향력을 가지고 있는 것으로 나타났다. 램제트 모드에서는 DV6

(출구면적비)의 영향이 지배적이고, 스크램제트 모드에서는 DV1이 지배적인 영향력을 가지고 있는 것으로 나타났다.

목적함수와 설계변수들 간 연관성을 정성적으로 분석하기 위해 자가조직도를 이용하였다. 우

선 목적함수 램제트 모드의 비추력과 스크램제트 모드의 비추력에 대해 유사성을 가지도록 뉴런학습기법을 통해 자가조직도를 구성하고, 이와 같은 배치를 지도에 설계변수 값을 표시하였다. 목적함수에 대해 유사성을 가지기 때문에 Fig. 11의 상단 목적함수에 대한 지도는 부드러운 값의 분포를 가진다. Fig. 11의 지도들은 x축, y축이 형상적 정보를 가지지는 않지만, 각 지도 상의 (x,y)는 같은 설계점을 의미한다. 그러므로 각 지도의 값의 분포를 보고 전반적인 유사성을 검토하는 것이 가능하다.

자가조직도에서 검은 실선은 설계변수와 목적함수로 이루어진 벡터의 거리로 비교했을 때, 가장 유사한 집단끼리 묶은 것이다. 따라서 실선 내 영역의 설계형상은 실선 밖 영역에 비해서 유사한 형태라 할 수 있기에, 다차원 데이터를 여러 맵으로 분석할 수 있게 된다. 본 연구의 자가조직도인 Fig. 11에서는 검은 실선으로 표시된 부분이 모든 하위맵 (a)부터 (h)까지 동일한 것을 볼 수 있다.

DV1의 지도를 보면 좌측상단에 높은 값이 분포하고 있고, 우측하단에 낮은 값이 분포하고 있다. 이것은 스크램제트 모드의 비추력의 분포와 유사하다. 그러므로 DV1이 스크램제트 모드와 상관관계가 높다고 볼 수 있다. 그리고 DV6은 우측 상단 값의 분포가 낮고, 대체적으로 좌측과 하단으로 가면서 값이 높아진다. 우측 상단 값이 가장 낮고 좌측으로 갈수록 값이 높아지는 경향은 램제트 모드의 비추력에서도 나타나기 때문에, 상관관계가 높다고 볼 수 있다. 이러한 분석결과는 앞의 분산분석과도 일치한다.

4. 결 론

본 논문에서는 공기흡입 모드(램제트/스크램제트 모드)에서 적합한 RBCC 유로 형상에 대해 최적설계를 수행하였다. RBCC 엔진의 유로 해석기법은 준1차원 보존방정식을 사용하였고, 설계기법은 Kriging 모델 기반의 유전자 알고리즘을 적용하였다. 데이터마이닝 도구로 분산분석

법 및 자가조직도를 이용하여 설계결과를 정량적, 정성적으로 분석하였다.

본 엔진은 램제트 추진 시 고도 20 km, 마하 4, 스크램제트 추진 시 고도 30 km, 마하 7에서 운용되는 것으로 가정하였고, 2가지 모드에서 모두 높은 비추력을 갖는 엔진 형상 설계를 목표로 한다. 설계변수는 총 6개로, 위치에 따른 유로 면적 및 흡입구 각도의 하한값, 상한값을 설정하여 설계를 수행하였다. 램제트 및 스크램제트 모드의 비추력을 축으로 하는 2차원 평면상의 곡선 형태로 최적설계결과가 도출되어, 이는 Pareto면을 포함하고 있다. 기본형상에 비해 설계형상이 램제트 추진 시 약 7%, 스크램제트 추진 시 약 11% 정도의 비추력 향상을 보였다.

본 연구는 극초음속 추진기관 유로 형상에 최적설계기법 및 분석법을 적용하였다는 의의가 있으며, 이를 활용하여 향후 RBCC 엔진의 지상 시험 또는 비행시험 모델을 설계할 수 있을 것으로 보이며, 보다 정교한 유로 및 연소기 해석 모델과 연계하여 정밀한 RBCC 설계데이터 확보가 가능할 것이라 판단된다.

후 기

이 논문은 부산대학교 기본연구지원사업(2년)에 의하여 연구되었음.

References

1. Kim, H.S., Yang, W.S. and Choi, J.Y., "Sub-Orbital Hypersonic Flight Test Programs using Sounding Rockets and Small Launch Vehicles," *Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 43, No. 3, pp. 243-256, 2015.
2. Noh, J., Choi, J.Y., Byun, J.R., Gil, H.Y., Yoon, H.G. and Lim, J.S., "DARPA's Hypersonic Vehicle and TBCC Engine Programs," *Journal of the Korean Society of*

- Propulsion Engineers*, Vol. 14, No. 1, pp. 65-78, 2010.
3. Noh, J., Won, S.H., Parent, B., Choi, J.Y., Byun, J.R. and Lim, J.S., "Core Technologies of the X-51A SED-WR Program," *Journal of the Korean Society of Propulsion Engineers*, Vol. 12, No. 5, pp. 79-91, 2008.
 4. Won, S.H., Jeung, I.S. and Choi, J.Y., "International Activities of the Development of Hypersonic Air-Breathing Engines Part II : Worldwide Scramjet Development Program," *Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 34, No. 10, pp. 99-110, 2006.
 5. Won, S.H., Jeung, I.S. and Choi, J.Y., "International Activities of the Development of Hypersonic Air-Breathing Engines Part I : Scramjet Concept and Development History," *Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 34, No. 10, pp. 104-112, 2006.
 6. Won, S.H., Jeung, I.S. and Choi, J.Y., "Overview on Hypersonic Scramjet Engine Developments," *Journal of the Korean Society of Propulsion Engineers*, Vol. 9, No. 1, pp. 67-83, 2005.
 7. Ogawa, H., Alazet, Y., Pudsey, A. and Boyce, R.R., "Full Flow-Path Optimization of Axisymmetric Scramjet Engines," *Proceedings of the 17th AIAA International Space Planes and Hypersonic Systems and Technologies Conference*, San Francisco, C.A., U.S.A., AIAA 2011-2347, Apr. 2011.
 8. Ahuja, V. and Hartfield, R.J., "Optimization of Combined Rocket and Ramjet/Scramjet Ballistic Missile Designs," *Journal of Propulsion and Power*, Vol. 31, No. 6, pp. 1544-1550, 2015.
 9. Torrez, S.M., Dalle, D.J. and Driscoll, J.F., "Multidisciplinary Optimization of the Fuel Consumption of a Dual Mode Scramjet-Ramjet," *Proceedings of the 47th AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit*, San Diego, C.A., U.S.A., AIAA 2011-5757, Jul. 2011.
 10. Oh, S.J. and Sung, H.G., "Optimal Shape of a Ramjet Intake by using a Response Surface Method," *Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 33, No. 10, pp. 68-74, 2005.
 11. Park, I., Choi, J., Park, J., Gil, H. and Hwang, K., "Design of supersonic intake by using stochastic optimization method," *Proceedings of the Korean Society of Propulsion Engineers Fall Conference*, Yeosu, Korea, pp. 895-899, Nov. 2012.
 12. Son, C., Oh, S. and Yee, K., "Analysis of Relations between Ice Accretion Shapes and Ambient Conditions by Employing Self-Organization Maps and Analysis of Variance," *Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 39, No. 8, pp. 689-701, 2011.
 13. Ha, H., Oh, S. and Yee, K., "Feasibility Study of Hierarchical Kriging Model in the Design Optimization Process," *Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences*, Vol. 42, No. 2, pp. 108-118, 2014.
 14. Beachkofski, B.K. and Grandhi, R.V., "Improved Distributed Hypercube Sampling," *Proceedings of the 43rd AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics, and Materials Conference*, Denver, C.O., U.S.A., Apr. 2002.
 15. Jeong, S., Chiba, K. and Obayashi, S., "Data Mining for Aerodynamic Design Space," *Journal of Aerospace Computing, Information, and Communication*, Vol. 2, No. 11, pp. 452-469, 2005.