

크리깅 메타모델과 유전자 알고리즘을 이용한 초고압 가스차단기의 형상 최적 설계

Shape Optimization of High Voltage Gas Circuit Breaker Using Kriging-Based Model And Genetic Algorithm

곽 창 섭* · 김 홍 규** · 차 정 원†
 (Chang-Seob Kwak · Hong-Kyu Kim · Jeong-Won Cha)

Abstract - We describe a new method for selecting design variables for shape optimization of high-voltage gas circuit breaker using a Kriging meta-model and a genetic algorithm. Firstly we sample balance design variables using the Latin Hypercube Sampling. Secondly, we build meta-model using the Kriging. Thirdly, we search the optimal design variables using a genetic algorithm. To obtain the more exact design variable, we adopt the boundary shifting method. With the proposed optimization frame, we can get the improved interruption design and reduce the design time by 80%. We applied the proposed method to the optimization of multivariate optimization problems as well as shape optimization of a high - voltage gas circuit breaker.

Key Words : Latin hypercube sampling, Kriging, Genetic algorithm, Boundary shifting, Gas circuit breaker, Optimal design

1. 서 론

근래의 초고압 가스차단기는 아크에너지 자체를 이용하여 압력 상승을 이루는 복합소호 차단기가 개발되어 여러 기종의 차단기에 적용되고 있다[1]. 이 방식의 차단기는 조작력을 기존의 파괴 방식에 비해 낮추주며, 이로 인해 기계적 내구성 증대, 차단부 크기 저감 등의 경제적, 기술적인 효율 증대를 가져왔다. 초고압 가스차단기가 소전류 차단(Short Line Fault) 성공을 위해서는 차단 시 극간에 발생하는 아크플라즈마를 전류 영점에서 충분히 냉각시켜야 한다. 그림 1(a)에서처럼 아크에 의해 발생된 에너지는 내부 노즐을 용삭시켜 노즐 증기와 고온의 열가스가 열팽창실로 역류하여 압력상승을 일으키기 때문에 압력상승이 높을수록 더 많은 열가스가 열팽창실로 유입된다. 그림 1(b)처럼 전류 영점 시에는 열팽창실의 압력이 아크영역보다 높아져서 열팽창실에서 아크영역으로 유동이 형성된다. 이 시점에서 고온 저밀도 가스가 아크영역으로 흐르면 차단성능을 감소시키므로 설계 시에 열가스의 온도, 밀도, 압력을 고려한 열팽창실 형상 최적 설계가 필요하다[2].

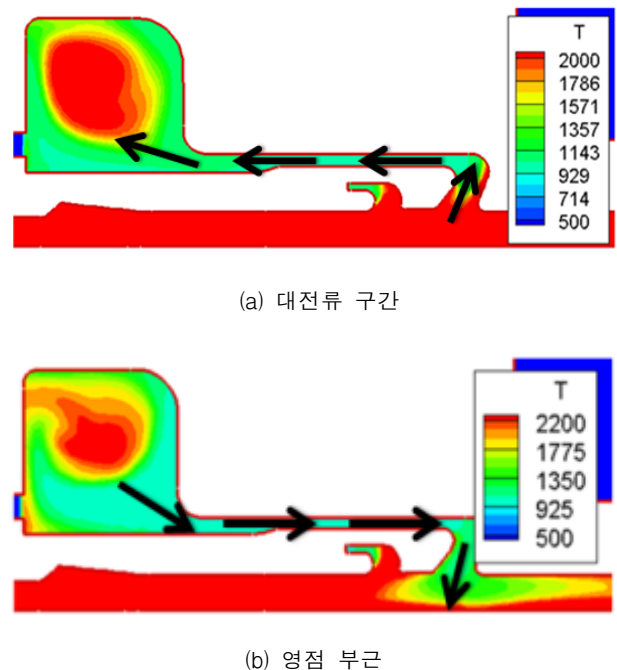


그림 1 대전류 구간 및 전류영점 부근의 유동 방향
 Fig. 1 Flow direction of the near current zero and high current section

차단기 설계 시에는 다수의 설계 변수에 대한 유동해석을 수행한 후, 원하는 압력조건과 온도조건을 만족하는 설계 변수를 선정하여 제작 및 시험을 수행하게 된다. 차단기 유동

* Dept. of Korea Electrotechnology Research Institute, Korea
 ** Dept. of Korea Electrotechnology Research Institute, Korea
 † Corresponding Author : Dept. of Computer Engineering,
 Chang-won National University, Korea
 E-mail : jcha@cwnu.ac.kr

Received : October 31, 2012; Accepted : January 10, 2013

해석은 아크 모델, 이동격자, 충격과 등으로 인해 많은 계산량과 긴 계산시간이 소요되기 때문에 설계 시에는 유동해석 회수를 최소화 하면서 성능이 향상된 형상을 탐색해야한다.

유동해석과 같은 대규모 공학문제가 필요한 분야에서의 최적 설계는 모든 설계 변수의 경우 중에 일부의 설계 변수만 랜덤 기반의 실험계획법으로 추출하여 사용하는 것이 일반적이다. 여기서 실험계획법은 설계 변수가 변수공간의 한 곳에 편향되지 않고 전체 설계 변수 영역에서 균등하게 추출하는 라틴방격법(Latin Hypercube Sampling, 이하 LHS) 방법론이 많이 사용된다. LHS를 기반으로 한 설계 기법들은 그림 2와 같이 2가지 형태로 요약할 수 있다.

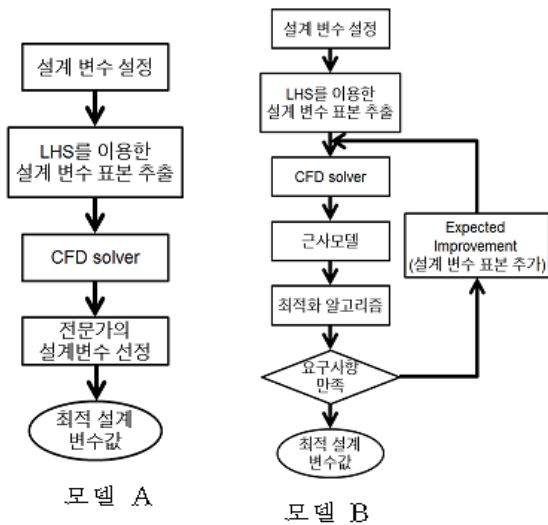


그림 2 실험계획법을 적용한 설계 기법의 흐름도
 Fig. 2 Flowchart of the design techniques using design of experiments

그림 2의 모델 A와 같은 경우에는 많은 표본을 추출하고 전산유체역학 프로그램(Computational Fluid Dynamics, 이하 CFD solver)를 통해 설계 변수에 따른 목적함수를 계산한다. 이 때 목적함수의 성능 향상에 대한 분석은 설계전문가의 경험을 바탕으로 하거나 최적화 알고리즘을 적용한다 [4]. 모델 A와 같은 경우 많은 표본을 바탕으로 설계 변수에 대한 차단성능 목적함수를 세밀히 구성할 수 필요가 있다. 이로 인해 설계 변수와 목적함수의 관계를 정확히 분석할 수 있는 장점이 있으나, 많은 샘플링 점이 필요하기 때문에 CFD solver를 이용한 계산에 소요되는 시간이 늘어나게 된다.

모델 B와 같은 경우에는 최소한의 표본을 가지고 CFD solver를 이용하여 설계 변수와 목적함수의 관계를 분석한다. 최적화 과정에서 CFD solver의 역할을 대신할 수 있는 근사 함수를 적용하여 최적점을 탐색한다. 근사 모델을 구성하는데 사용된 표본점을 제외한 새로운 설계 변수 값이 주어질 때, 근사 모델을 사용하여 빠르게 목적함수를 계산할 수 있다. 이후 근사 모델과 최적화 알고리즘을 사용해 최적 설계 변수 후보를 유추하게 된다. 하지만 근사 모델의 정확도는 사용된 샘플링 점의 위치와 개수에 따라 큰 영향을 받

으며, 샘플링점의 수가 충분하지 않으면 근사모델의 정확성을 보장할 수가 없다. 이에 따라 좀 더 정확한 설계 변수의 반응면을 구성하고 전체 설계 범위 내에서 개선의 여지가 있는 곳을 집중적으로 탐색하기 위해 EI(Expected Improvement)기법이 개발되었다[5-7]. 이에 따라 최적화 알고리즘을 통해 얻어진 최적점에서 추가적으로 CFD solver를 사용하여 목적함수 값을 구한다. 추가된 점들과 초기에 구성한 샘플링 집합을 합쳐 근사 모델을 다시 재구성함으로써 근사 모델의 정확성을 향상 시킨다. 이러한 일련의 과정을 수렴조건을 만족할 때까지 반복하면서 점진적으로 최적점을 찾게 된다. 하지만 EI기법을 사용하면 CFD solver를 지속적으로 사용함으로써, 추가적 시간 소모가 발생하게 된다.

본 논문에서는 위의 두 모델의 문제점을 극복하기 위해서 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm, 이하 GA)과 설계 변수 경계 이동 방법을 적용한다. 최소한의 LHS 표본을 추출하고 EI기법을 대신해 설계 변수 경계 이동 방법을 사용함으로써 추가적으로 CFD solver에 소요되는 시간을 줄일 수 있다. 또한 많은 표본을 사용하는 모델 A에서 얻을 수 있는 최적점과 유사한 수준의 성능향상 설계변수를 탐색하는 방안을 제시한다.

1.1 실험계획법

본 연구에서는 다차원 비선형 함수를 잘 근사화할 수 있는 크리깅을 근사모델로 사용한다. 실험계획법에 따라 크리깅 근사 모델의 정확도가 좌우되기 때문에 크리깅 근사모델에 적합한 실험 계획법으로 알려진 LHS를 이용하였다. LHS기법은 그림 3과 같이 설계변수 공간에서 균등하게 점들을 분포시키며 여기서는 L2-maximin법에 의해 인접 점들 간의 최소거리를 최대화하여 균등하게 점을 분포시킨다. n 차원 설계공간에 대한 근사모델을 생성하기 위해 2차 근사 모델의 특성을 충분히 나타낼 수 있는 최소 실험점의 개수는 $(n+1)(n+2)/2$ 로 알려져 있다[8]. 시뮬레이션을 이용한 실험 계획법의 경우 설계초기에는 이러한 샘플링 기법을 적용하는 것이 전체 설계변수 공간에서 목적함수의 경향을 파악하는 데 유리하다.

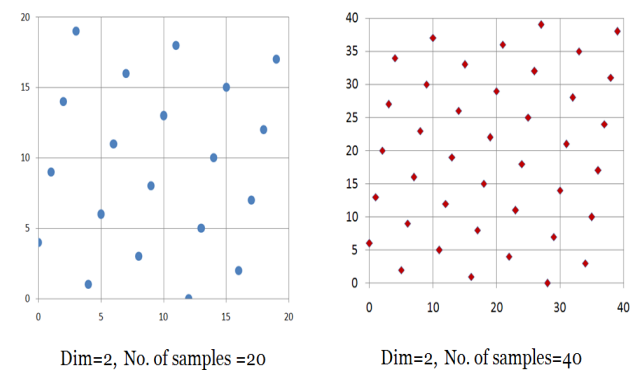


그림 3 샘플 개수에 따른 LHS 분포도
 Fig. 3 The LHS distribution according to the number of samples

1.2 크리깅 근사모델

크리깅은 1951년 채광학자인 Krige의 연구를 바탕으로 1963년 Matheron에 의해 수학적으로 정립 발전되었다[9]. 그 후 1987년 sacks에 의해 공학 분야에 적용되었으며, 1998년 simpson은 여러 근사모델들과의 비교연구를 통해 크리깅이 설계변수가 많고 비선형성이 강한 시스템에서 우수한 예측성능을 보임을 확인하였다[10]. 또한 크리깅은 최우량추정법(Maximum Likelihood Estimation)을 통해 파라미터를 최적화하기 때문에 설계자의 제반지식이 포함된 설계자 지정 파라미터는 존재하지 않으며, 값을 알지 못하는 점에 대하여 확률적 방법을 통하여 값을 예측한다. 이러한 측면에서 최근 다양한 공학 분야에서 크리깅의 사용이 증가되고 있는 추세이다. 크리깅 model의 경우 알고자 하는 함수 $y(x)$ 를 다음의 식 (1) 으로 표현한다.

$$Z^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z_i \quad (1)$$

이 때 Z^* 는 위치가 알려진 지점에서 크리깅을 이용한 예측치, Z_i 는 이미 그 위치와 값을 알고 있는 주위의 측정값, λ_i 는 각 자료의 가중치, n 은 크리깅 예측을 위해 사용한 자료의 총 개수이다. 개별 자료 값에 대한 가중치 결정은 예측값과 측정값 사이의 오차가 최소가 되어야 하며 추정값이 편향되지 않아야 한다는 조건이 있다. 이러한 조건을 만족하기 위해선 식 (1) 같은 단순 크리깅(Simple 크리깅) 대신 오차 분산은 최소로 하면서 예측 추정식이 편향되지 않도록 하는 정규 크리깅(Ordinary 크리깅)을 사용한다. 또한 정규 크리깅은 모델 생성시에 수식을 단순화하는 효과가 있어 계산 효율을 증대시킬 뿐 아니라 함수를 근사 하는 능력도 비교적 뛰어나다. 정규 크리깅은 식 (2)와 같이 나타낸다.

$$\sigma_{OK}^2 = \sigma^2 - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \sigma_{0i}^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j \sigma_{ij}^2$$

$$(\sigma_{ij}^2 = Cov(Z_i, Z_j), 1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i = 0) \quad (2)$$

추정값이 편향되지 않아야 한다는 제약조건 하에 최대 최소를 구하는 문제를 해결하기 위한 방법이 라그랑제인자법(Lagrange Parameter Method)이다. 이를 이용하여 편미분 과정을 거쳐 가중치 λ_i 는 식 (3)와 같이 표현된다.

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i \sigma_{ii}^2 - w = \sigma_{0l}^2$$

$$(w = Lagrange\ parameter, \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1, l = 1, n) \quad (3)$$

여기서 구한 가중치를 사용하고 공분산 계산 대신 최소 추정 분산을 사용하는 variogram을 사용하여 행렬 연산을 하게 된다. variogram을 나타내는 식 (4)와 최소 추정 분산 식 (5)와 같이 표현된다. 이로 인해 원하는 데이터의 예측값을 추정할 수 있게 된다.

$$Y_{ij} = \tilde{\sigma}^2 - \tilde{C}_{ij} \quad (4)$$

$$\tilde{\sigma}_k^2 = \sum_{i=1}^n \lambda_i Y_{i0} + w \quad (5)$$

1.3 유전자 알고리즘

GA는 생물의 진화과정, 즉 다윈이 주장한 자연선택과 멘델의 유전법칙을 모방한 확률적 탐색기법이다. 1975년대 미시간 대학의 John Holland에 의해 처음 소개된 이래, 최적화 문제에 많이 활용되어왔다[11]. 대부분의 전통적 최적화 방법은 지금까지 발견된 가장 좋은 한 개의 해결방법을 가지고 탐색해 나가는 데에 비하여, GA는 후보 해결 방법들의 모집단을 갖고 탐색함으로써 설계공간에 불연속성이 존재하는 문제에서 매우 유용하게 사용할 수 있다. 또한 GA는 Forrest에 의해 많은 목적함수를 동시에 처리할 수 있다는 점이 입증 되었다[12]. 대부분의 현실적인 문제들은 한 개의 목적함수를 최소화 또는 최대화하는 것으로는 표현될 수 없고, 상호교환의 성격을 지닌 여러 개의 목적함수로 표현된다. GA는 이러한 문제 해결에 매우 효과적이다. 이러한 개념과 이론으로 해의 탐색성능이 우수하여 공학, 자연과학 분야뿐만 아니라 여러 분야의 최적화 또는 의사결정문제에 다양하게 적용이 가능하다.

2. 본 론

2.1 최적설계 문제 정의

2.1.1 설계 변수 선정

복합소호 차단기는 열팽창실의 체적, 형상에 따라서 압력 상승, 온도, 밀도 등이 달라지기 때문에 열팽창실 형상과 관련된 치수를 설계 변수로 설정한다. 또한 유로 단면적과 노즐목 길이는 유동패턴과 압력상승에 직접 영향을 미치기 때문에, 본 연구에서는 그림 4와 같이 10개의 설계변수를 선정하였다. 변수 v1~v3은 열팽창실 형상 및 체적을 결정한다. v4~v6은 상류장 유로 형상 및 단면적을 결정하며 v7은 노즐목 길이이다. v8, v9는 노즐 하류장 형상을, v10은 역류구 반경을 나타낸다. 각 설계 변수의 최대 최소 범위는 다음과 같다. v1(-4~1), v2(-10~5), v3(10~15), v4(10~15), v5(-1~1), v6(-2~1), v7(-2~12), v8(17~25), v9(8~15), v10(-2~0) 이다 (단위는 [mm]).

해당 범위는 최초 설계자가 경험을 기반으로 임의로 정해진 것으로, 지정된 범위 외에도 더 뛰어난 성능을 가지는 최적 설계 변수가 존재 할 가능성이 있다. 또한 초기 선정된 설계변수범위가 이 후 LHS, 크리깅, GA 등의 일련의 과정에 직접적인 영향을 주기 때문에 최적의 설계 변수 범위가 필요하다. 따라서 본 논문에서는 설계 변수 경계 이동을 통해서 최적값이 존재하는 설계 변수 범위를 자동으로 구하고, 해당 범위 안에 존재 하는 최적 설계 변수를 구할 수 있는 방법을 제안한다.

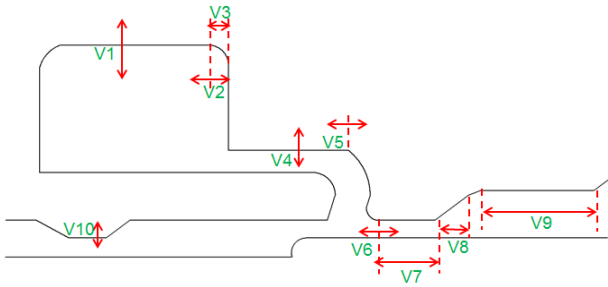


그림 4 설계 변수 10개 정의
Fig. 4 Defined 10 design variables

2.1.2 열가스 유동 해석

차단기 내의 유동 해석 시에는 차단부 형상으로 인해 측대칭을 가정한 유동 해석을 하여도 큰 오차가 없다. 측대칭인 경우의 오일러 방정식은 원주 방향으로의 변화가 없다고 가정하기 때문에 운동량 보존식에서 원주 방향 좌표인 θ 성분이 없는 다음의 식으로 표현이 된다.

$$\text{질량 보존 법칙} : \frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \vec{U}) = m_e \quad (6)$$

$$\text{운동량 보존} : z\text{방향} \quad \frac{\partial \rho u}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho u \vec{U}) = -(\nabla P)_z \quad (7)$$

$$r\text{방향} \quad \frac{\partial \rho v}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho v \vec{U}) = -(\nabla P)_r \quad (8)$$

$$\text{에너지 보존} : \frac{\partial (\rho E)}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho E \vec{U}) = -\nabla \cdot (P \vec{U}) + S_e \quad (9)$$

식 (6)의 m_e 는 용삭된 노즐에 의한 질량 증가를 고려하기 위한 항이다[13-16]. 식 (9)의 S_e 는 극간에 발생한 아크 플라즈마가 유동에 미치는 에너지의 영향을 고려하기 위한 것이다. 차단부 내의 열가스 거동 해석을 위해서는 아크 플라즈마 영역의 모델링 및 아크모델과 유동해석과의 결합 기술이 필요하다. 또한 고온 고압의 아크 플라즈마 물성치 데이터 베이스화도 필요하다. 대기압 열가스 거동 해석의 경우, 아크 영역 자체보다는 아크 영역에서 불러 나가는 고온의 열가스가 차단부 내에서 어떻게 분포하는 지가 관심이므로 아크 영역을 다음식과 같이 등가적인 에너지 소스로 모델링할 수 있다.

$$Se = (1-\alpha) \cdot Varc \cdot Iarc/V \text{ [Watt/m}^3] \quad (10)$$

여기서 α 는 총 아크에너지 중에서 아크 영역을 벗어나는 비율을 나타내며, V 는 아크 영역의 체적을 나타낸다.

2.1.3 목적 함수 선정

복합소호 차단기의 경우 아크에 의한 열에너지가 용삭된 노즐증기와 함께 열팽창실로 역류하여 압력상승을 일으키기 때문에 압력상승이 높아질수록 더 많은 열가스가 열팽창실로 흘러가게 된다. 따라서 전류 영점 시에는 열팽창실에서 아크영역으로 흐르는 가스가 고온, 저밀도의 열가스 상태이다. SF6가스는 온도가 1,700K 이상이 되면 절연능력이 현저

히 저하되므로, 이러한 열가스가 아크 영역으로 흘러가면 차단에 불리하게 된다. 그림 5는 복합소호 가스차단기에서 열팽창실의 밀도 분포 예를 보여주며, 열팽창실로 고온 저밀도의 가스가 역류하여 열팽창실을 압축시키고 있는 과정을 보여준다. 만일 이러한 저밀도 가스가 전류 영점에 아크영역으로 흘러가면 차단에 불리하게 되므로 설계 시에는 열팽창실에서 열가스와 냉가스가 잘 혼합되는 구조, 전류 영점에서 온도가 낮은 가스가 극간으로 흘러갈 수 있는 구조로 설계해야 한다.

즉, 복합소호 차단기는 상류장 압력이 높다고 해서 차단 성능이 높다고 할 수 없고 필히 아크 영역으로 흘러가는 열가스의 온도, 밀도를 압력과 같이 고려해서 차단성능을 평가하여야 한다. 이에 따라 본 논문에서는 차단 성능에 가장 직접적으로 영향을 미치는 열팽창실의 온도와 압력을 목적함수로 선정한다.

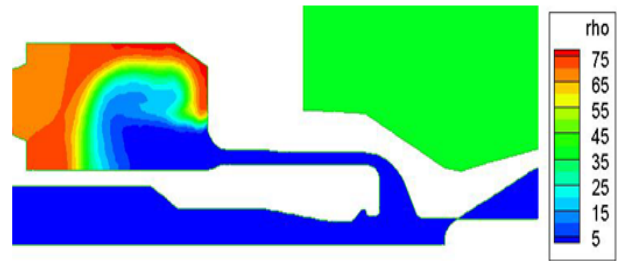


그림 5 복합소호 가스차단기의 밀도 분포(kg/m³)
Fig. 5 Density distribution of Hybrid Gas Circuit Breakers

2.2 설계 변수 경계 이동

LHS 포인트를 선정하는 과정에서 초기 설계 변수 범위가 필요하다. 해당 변수 범위 내에서 모든 설계 변수를 대표 할 수 있는 표본을 얻기 위해 LHS 기법을 사용한다. 따라서 초기 변수 범위 값이 LHS 결과는 물론 이후 최적 설계 후보를 선정하는데 큰 영향을 미치게 된다. 일반적으로 변수 범위는 CFD solver의 계산 시간 제약으로 인해 설계자의 경험적 지식을 바탕으로 목적함수 성능이 향상될 것으로 예상되는 좁은 변수 범위 값을 설정하게 된다. 그렇지만 변수의 개수가 많은 다변량 최적 설계의 경우에는 각 변수 간의 상관관계에 대한 정보를 모두 파악할 수 없어 초기 설정된 범위 밖에서도 더 좋은 성능을 가진 설계점이 존재할 가능성이 있다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해 설계변수 경계 이동 기법을 사용한다. 설계 변수 경계이동 기법이란 GA에서 찾아진 최적 설계 변수 후보들 중에 특정 변수가 초기 설정한 변수 범위의 최대 혹은 최소값에 수렴하는 경향을 보일 때 해당 변수의 범위 폭을 넓혀주는 방법을 말한다. 설계자가 예측하지 못한 개선의 여지가 있는 범위 밖의 설계 후보까지 고려함으로써 전문가의 경험적 지식을 보완할 수 있다.

2.3 제안 방법

본 논문에서 제안하는 모델은 그림 6와 같다. 우선 1) LHS기법을 사용해서 목적함수의 경향성을 파악할 수 있는 최소 표본을 추출한다. 얻어진 설계점들을 2) CFD solver를 통해 목적함수와의 관계를 분석하게 된다. 분석 데이터를 바탕으로 3) 크리깅을 사용하여 근사모형을 구성한다. 구성된 근사모형이 CFD solver 역할을 대신 하게 된다. 근사 모델은 입력값에 대한 결과 값을 얻는 데 시간적 소요가 거의 없기 때문에 이를 이용하여 최적화 알고리즘인 4) GA를 이용하여 최적 설계 변수 후보를 추출한다. 여기까지의 과정은 그림 2의 EI 모델과 동일하게 진행된다. 이후 GA를 통해 얻어진 최적 설계 변수 후보들의 위치를 분석한다. 각각의 변수들이 변수 범위 내에 존재하는지 혹은 변수범위 경계에 수렴하는지를 확인한다. 각 변수 범위의 최대 혹은 최소 값에 수렴되는 변수가 있으면 해당 변수의 범위를 늘려서 크리깅과 GA를 이용해 새로운 최적 설계 후보를 찾는다. 이러한 일련의 과정을 반복하면서 각각의 변수들이 모두 범위의 양끝 값에 수렴하지 않고 범위 내에 나타날 때 변수범위 확장은 종료된다.

이를 통해 제안 모델은 초기설계 변수 범위 외에서 더 나은 성능을 가지는 형상을 찾을 수 있고, 전문가의 지식을 보완하여 그림 2의 기존 모델 A보다 더 뛰어난 효율성을 보여준다. 또한 모델 B와 달리 추가적으로 CFD solver를 이용하는 시간과, 모델 A와 같이 많은 설계 변수 표본을 사용하지 않음으로써, 시간적 효율을 갖는 장점이 있다.

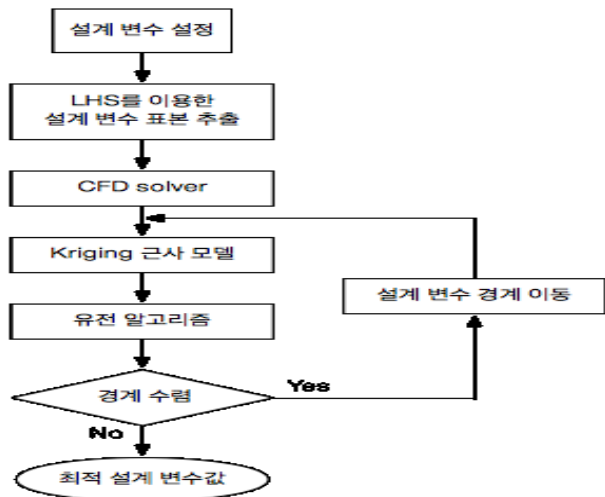


그림 6 제안 모델 흐름도
Fig. 6 Flowchart of the proposed model

2.4 실험

본 연구에서는 그림 3에서 제시한 10개의 설계 변수와 전류 영점 시의 열팽창실의 온도와 압력을 목적함수로 선정하여 수행하였다. 초기 설계 변수의 범위가 정의된 상태에서 LHS 표본을 선정하며, 여기서 표본의 개수는 500개가 사용된다. 이후 기술한 부분은 LHS 표본 500개 중에 가장 차단

성능 지수가 좋은 설계 변수값과, LHS 표본 100개의 데이터를 사용하여 본 논문에서 제안한 방법에 의한 변수값을 비교한다. 표본수를 100개로 선정한 이유는 근사 모델의 특성을 나타낼 수 있는 최소 실험점이 10개의 변수일 경우 66개이나 계산의 편의를 위해 100개를 사용하였다[8]. 평가 함수는 열팽창실 압력이 높고 온도가 낮은 조건을 요구하므로 설계자의 목적에 따라 일정 수준이상의 압력 중에 가장 낮은 온도 등의 제약 조건을 부여 할 수 있으나 본 연구에서는 이러한 제약 조건 없이 상대적인 압력(P)/온도(T)의 값을 평가수치로 활용하여 식 11의 f 값이 클수록 좋은 성능의 모델로 평가하였다.

$$f = \frac{P[\text{bar}]}{T[\text{K}]} \cdot 10^4 \quad (11)$$

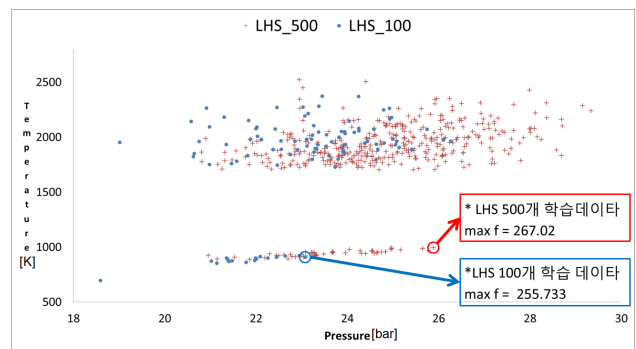


그림 7 LHS 포인트개수별 온도 압력 분포
Fig. 7 Pressure and temperature distribution by the number of LHS point

표 1 LHS 데이터개수별 최대 f 및 구축소요시간
Table 1 Building takes time and maximum value f by the number of LHS data

	LHS 500개 데이터	LHS 100개 데이터
Max f	267.02	255.733
구축 소요시간	8.3일	1.6일

각 형상의 LHS 표본 100개의 학습 데이터와 변수 범위 값을 가지고 variogram과 선형 조합을 통한 크리깅 근사 모델을 만들게 된다. 크리깅 모델을 바탕으로 GA를 사용하여 최적화 과정을 진행하게 된다. 최초 GA를 통한 설계 변수 후보들 중에 f 의 수치가 가장 큰 상위 5개의 변수 값들을 얻는다. 5개의 변수를 분석해서 변수의 경계에 부근 수렴 여부를 확인하고 경계근처로 수렴할 경우 해당 변수의 범위 폭을 조절한다. 범위의 폭은 변수마다의 최대, 최소의 차이 값을 고려하여 변경시켜준다. 본 실험에서는 변수 범위 폭을 매 실험마다 수렴하게 되는 변수에 대해 $\pm 1(\text{mm})$ 씩 적용하였다. 범위가 수정된 이후 다시 근사모델과, GA를 통해 새로운 상위 5개의 설계 변수 후보들을 선정한다. 이러한 과정을 반복하면서 모든 변수들이 일정 최대, 최소의 값으로 수

렴하지 않을 때 최적화 과정을 중단하게 된다. 변수의 범위를 늘릴 때 마다 각 상위 5개의 후보들 중에서 근사모델로 평가한 f 의 수치가 가장 크게 나온 범위 폭에서의 상위 5개를 본 시스템이 평가한 최적의 설계 변수 후보로 선정한다.

그림 8은 선정 변수 값들이 수렴하지 않을 때까지 각각 8번의 반복적 실험을 진행하면서 각 실험에서 상위 5개의 후보변수들 가운데 가장 큰 근사모델 f 의 값을 나타낸 것이다. 실험 번호가 커질수록 변수의 범위 폭은 늘어나게 되며, 실험 6번에서 가장 큰 근사모델 f 가 나타났다.

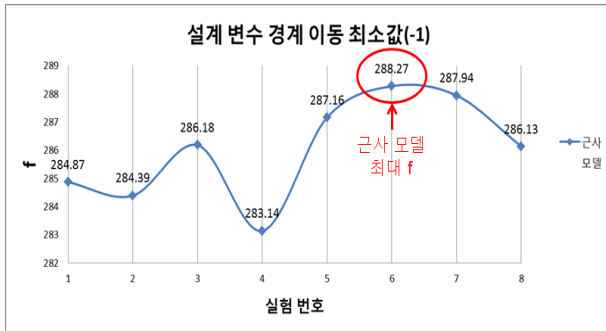


그림 8 설계 변수 경계 이동 실험 결과
Fig. 8 Experimental results using boundary shifting

1번 실험에서 상위 5개가 나타난 표 2에서 V2, V4, V7, V8의 변수 값이 경계 값으로 수렴하는 경향을 보인다. 설계 변수 경계이동기법을 사용하여 변수의 범위 폭을 늘려 주어야 하지만, V4 변수의 경우 상위 5개 외에 설계 변수 후보들의 값을 살펴보면 V4 변수 범위 안에 다양한 값들이

표 2 1번 실험 상위 5개 설계 변수 후보
Table 2 Candidate design variables experiment No. 1 of the top five

순위	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	근사모델 f
1	0	-10	14	10	0.6	0.4	-2	17	13.6	-0.4	284.87
2	0.25	-10	14.25	10	0.7	0.55	-2	17	13.95	-0.3	283.48
3	-4	-10	14.5	10	0.8	0.7	-2	17	14.3	-0.2	282.99
4	-0.5	-10	13.5	10	-1	0.1	-2	17	12.9	-0.6	282.81
5	-0.25	-10	13.75	10	-1	0.25	-2	17	13.25	-0.5	282.56

표 3 최종 설계 변수 후보 (실험 6번)
Table 3 Candidate of the final design variables (Experiment No. 6)

순위	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	근사모델 f	CFD solver f
1	-4	-12	13.2	12.9	0.3	-0.05	-5	12	12.5	-0.7	288.27	267.18
2	-4	-12	13	12.6	0.2	-0.2	-5	12	12.2	-0.8	288.22	261.99
3	-4	-12	13.7	9	-1	0.25	-5	12	13.2	-0.5	287.91	265.98
4	-4	-12	13.5	13.2	0.4	0.1	-5	12	12.9	-0.6	287.85	261.64
5	-4	-12	14	9	-1	0.4	-5	12	13.6	-0.4	287.81	267.16

표 4 모델 A와 제안 모델의 f 비교
Table 4 Comparison of the proposed model and the model A

	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8	V9	V10	CFD solver f
제안모델	-4	-12	13.25	12.9	0.3	-0.05	-5	12	12.55	-0.7	267.18
모델 A	-0.79	-9.16	12.34	10.55	-0.5	0.5	1.89	19.66	11.32	-1.86	267.02

나타나게 되므로 설계 변수 경계이동을 하지 않는다. 나머지 V2, V7, V8의 변수의 경우는 모든 후보들이 경계 값으로 수렴하게 되므로 설계 변수 경계이동을 적용하게 된다. 이후 2번 실험에서 변경된 범위 폭을 가지고 크리깅 모델을 재구성하고 GA를 통해 새로운 설계 변수 후보를 얻게 된다. 얻어진 각 설계 변수들의 분포를 분석하여, 설계 변수 경계이동을 적용할 변수를 선정한다. 이러한 일련의 과정으로 실험 3, 4, 5, 6, 7, 8까지 진행한다. 실험 8의 변수들의 분포를 분석해보면 10개의 변수 모두 변수 범위 내에서 다양한 값이 발생하고, 경계 값에 수렴하는 변수가 없게 된다. 이때 8번 진행된 각 실험에서 근사모델 f 의 수치가 가장 큰 범위를 선택하여 해당 범위에서 추출된 최적 설계 변수 5개를 최종 최적 설계 후보로 반환해주게 된다.

추가적으로 GA의 특성상 제안 모델이 제시하는 설계 변수별 근사모델 f 의 수치가 안정성을 가지지 못 할 수 있기 때문에 검증 실험을 추가로 실시하였다. 각 실험마다 크리깅, GA과정을 20회 이상 반복 실험을 수행하여도 최대 근사모델 f 의 값은 10^{-5} 단위에서의 오차를 보이며, 그림 7의 결과와 같이 6번 실험에서 근사모델 f 의 값이 가장 크게 나타났다.

최종 설계 변수로 얻어진 실험 6번의 상위 5개의 설계 후보가 표 3과 같이 나타난다. CFD solver를 통한 해석 검증 결과 1 순위의 설계 변수 값에서 CFD f 값이 높게 나타난다. 이 값은 표 1에 나타나는 LHS_500개의 최대 CFD f 값인 267.02, 255.733 보다 성능이 향상된 결과를 보여준다.

표 4는 제안 모델에서 얻은 최적의 설계 변수와 모델 A에서 얻은 최적의 설계 변수를 비교한 것이다. 두 모델의 변수 값이 다르다는 것은 두 방법 모두 전역 최대값(Global

maximum)인 설계 변수 점을 찾지 못하였지만, 제안하는 방법이 모델 A와 유사한 지역 최대값(Local Maximum)인 설계 변수를 찾은 의미로 해석된다. 이로 인해 제안 모델에서 최적값을 얻기까지 소요된 시간이 모델 A에서 최적값을 얻는 시간의 1/5수준이므로 시간적 효율성을 가질 수 있다.

3. 결 론

본 연구에서는 목적 함수의 계산 및 최적화를 위해 크리깅 모델을 이용한 GA와 설계 변수 경계이동 기법을 이용한 선택적 표본 추출 최적화 기법을 제시하였다. 실험계획법에 의해 CFD solver를 통한 해석 결과를 얻고, 이를 바탕으로 목적함수와 설계 변수와의 관계를 확률적 과정을 이용하여 나타내는 크리깅 모델을 구성한다. 이러한 크리깅 모델이 CFD solver 역할을 대신함으로써, 목적함수의 계산에 드는 시간 비용을 대폭 감소시켰다. 또한 GA + 설계 변수 경계이동 기법을 사용하여 기존의 EI기법에서 크리깅 근사모델의 정확도 향상을 위한 추가적 CFD solver 해석 소요시간을 제거함으로써, 시간 비용을 감소시켰다. 이에 따라 많은 LHS 표본을 필요로 하는 기법과 유사한 성능을 도출할 수 있음을 확인하였다.

본 연구에서 제안한 기법을 한 번의 해석 시 많은 시간이 소요되는 차단기의 최적 설계 문제에 적용 하여, 시간적인 비용을 감소시킬 수 있다. 또한 제안 기법을 바탕으로 다중 목적함수 최적화, 제약조건 문제 최적화 등에도 적용할 수 있는 추가적인 연구를 진행할 예정이다.

References

[1] D. Dufournet, C. Linder, D. Johnson and D. Vondereck, "Technical trend in circuit-breaker switching technologies", International Colloquium, Paper 13. pp. 78-85, 2006

[2] H. K. Kim, W. Y. Lee, J. K. Chong, "Shape Optimization of High Voltage Gas Circuit Breaker to Improve SLF Interrupting Performance", KIEE, Conference, pp. 18-20, 2012

[3] T.W. Simpson, J.D. Pelinski, P.N. Koch and J.K. Allen, "Metamodels for Computer-based Engineering Design: Survey and recommendations", Engineering with Computers, Vol.7, pp.129-150, 1997

[4] D. O. Kang, Y. W. Woo, K. Cha, "Barrel Rifling Shape Optimization by Using Design of Experiment Approach", KSME, Vol.36, No 7, pp.897-904, 2012

[5] C. H. Park, Y. M. Lee, D. H. Choi, "Design Optimization of an Automotive Vent Valve Using Kriging Models", KSAE, Vol 19, No 6, pp.1-9, 2011

[6] J. W. Yim, C. Kim, "Multi-State Shape Optimization For Multi-Body Geometries Using Kriging-Based Model And Adjoint method", KSCFE, Conference, pp.279-285, 2011

[7] S. G. Yi, H. I. Kwon, S. I. Choi, P. M. Park, Y. S. Kang, "Multidisciplinary Design Optimization Of Efficient Electric Aerial Vehicle Propeller", KSCFE, Conference, pp.127-134, 2012

[8] T.W. Simpson, J.D. Pelinski, P.N. Koch and J.K.

Allen, "Metamodels for Computer-based Engineering Design: Survey and recommendations", Engineering with Computers, Vol.7, pp.129-150.

[9] G. Matheron, "Principles of Geostatistics, Economic Geology," Economic Geology, Vol.58, No.8, pp.1246-1266, 1963.

[10] J. Sacks, W. J. Welch, T. J. Mitchell and H. P. Wynn, "Design and Analysis of Computer Experiments," Statistical Science, Vol.4, No.4, pp.409-435, 1989.

[11] J. Holland, "Adaptation on Natural Artificial Systems", Book, 1975.

[12] S. Forrest, "Genetic Algorithms : Principles of Natural Selection Applied to Computation", Science, New Series, Volume 261, pp 872-878, 1993

[13] H. K. Kim, W. Y. Lee, J. K. Chong, "Analysis of Interrupting Performance of Hybrid Gas Circuit Breakers", KIEE, Conference, pp 150-153, 2010

[14] D. Godin, et al., "Modelling and simulation of nozzle ablation in high voltage circuit breakers", J. Phys. D: Appl. Phys., Vol. 33, pp. 2583-2590, 2000.

[15] J. L. Zhang, et al., "Computational Investigation of Arc Behavior in an Auto-Expansion Circuit breaker Contaminated by Ablated Nozzle Vapor", IEEE Trans. on Plasma Sci., Vol. 30, No. 2, pp. 706-719, 2002.

[16] M. Claessens, et al., "A computational fluid dynamics simulation of high- and low-current arcs in self-blast circuit breakers", J. Phys. D: Appl. Phys., Vol. 30, pp. 1899-1907, 1997.

저 자 소 개



곽 창 섭 (郭 暢 燮)

2011년 창원대학교 컴퓨터공학과 학사, 현재 한국전기연구원 전력기기연구센터 위촉연구원.



김 홍 규 (金 洪 榑)

1885년 서울대학교 전기공학부 학사, 1997년 서울대학교 전기공학부 석사, 2001년 서울대학교 전기공학부 박사, 현재 한국전기연구원 전력기기연구센터 책임연구원



차 정 원 (車 摺 遠)

2002년 포항공과대학교 공학박사, 2003 USC/ISI 박사후 과정, 현재 창원대학교 컴퓨터공학과 부교수