

工學碩士學位論文

크리깅 메타모델과 유전자 알고리즘을
이용한 초고압 가스차단기의 형상 최적화
설계 프로세스

2012年 12月

昌原大學校 大學院

컴퓨터 工學科

郭 暢 燮

工學碩士學位論文

크리깅 메타모델과 유전자 알고리즘을
이용한 초고압 가스차단기의 형상 최적화
설계 프로세스

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

指導教授 車埶遠

이 論文을 工學碩士學位論文으로 提出함.

2012年 12月

昌原大學校 大學院

컴퓨터 工學科

郭 暢 燮

郭暢燮의 碩士學位 論文을 認准함.

審査委員長 이종근 印

審査委員 김한경 印

審査委員 차정원 印

2012年 12月

昌原大學校 大學院

목차

그림 목차	i
표목차	ii
I. 서론	1
II. 관련연구	6
1. 실험계획법	8
2. Kriging	9
3. Genetic Algorithm	11
III. 최적 설계 문제 정의	13
1. 설계 변수 선정	13
2. 열가스 유동 해석	19
3. 목적 함수 선정	20
IV. 설계 변수 경계이동을 이용한 최적 설계 프로세스..	22
V. 실험 및 토의	25
VI. 결론 및 향후연구	32
참고문헌	34
ABSTRACT	37

그림 목차

<그림 1> 대전류 구간 및 전류영점 부근의 유동 방향	2
<그림 2> 실험계획법을 적용한 설계 기법의 흐름도	3
<그림 3> 샘플 개수에 따른 LHS 분포	9
<그림 4> Genetic Algorithm 수행 절차	12
<그림 5> 열팽창실 형상 변경을 위한 변수 설정	14
<그림 6> 전류 영점에서 밀도 분포 비교	15
<그림 7> 열팽창실 형상 별 압력 상승 비교	17
<그림 8> 설계 변수 10개 정의	18
<그림 9> 복합소호 가스차단기의 밀도 분포	21
<그림 10> 제안 모델 흐름도	24
<그림 11> LHS 포인트 개수별 온도 압력분포	26
<그림 12> 설계 변수 경계 이동 실험 결과	28

표 목차

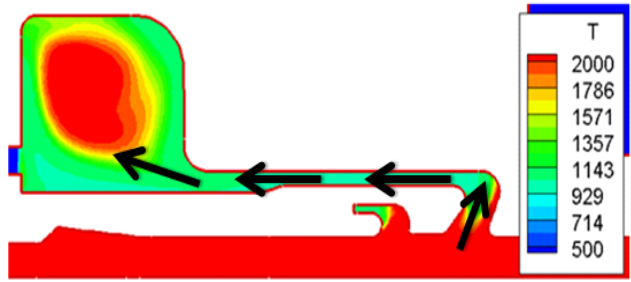
<표 1> 기본 모델 및 열팽창실 형상을 변경한 모델 비교	15
<표 2> 기본 모델 및 열팽창실 형상을 변경한 모델 비교	16
<표 3> 노즐목 길이를 줄이고 가동부 속도 3.5m/s인 경우의 유동비교	17
<표 4> 형상별/LHS 데이터개수별 최대 및 구축소요시간.....	26
<표 5> 1번 실험 상위 5개 설계 변수 후보	28
<표 6> 최종 설계 변수 후보 (실험 6번)	30
<표 7> 모델 A와 제안 모델의 비교	31

제 I 장

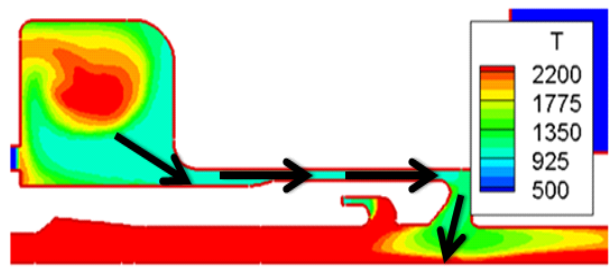
서론

근래의 초고압 가스차단기는 아크에너지 자체를 이용하여 압력 상승을 이루는 복합소호 차단기가 개발되어 여러 종류의 차단기에 적용되고 있다[1]. 이 방식의 차단기는 조작력을 기존의 파괴 방식에 비해 낮춰주며, 이로 인해 기계적 내구성 증대, 차단부 크기 저감 등의 경제적, 기술적인 효율 증대를 가져왔다. 초고압 가스차단기가 SLF(short line fault) 차단성공을 위해서는 차단 시 극간에 발생하는 아크플라즈마를 전류 영점에서 충분히 냉각시켜야 한다. 그림 1(a)에서처럼 아크에 의해 발생된 에너지는 내부 노즐을 용삭(ablation)시켜 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 높

아저서 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].



(a) 대전류 구간

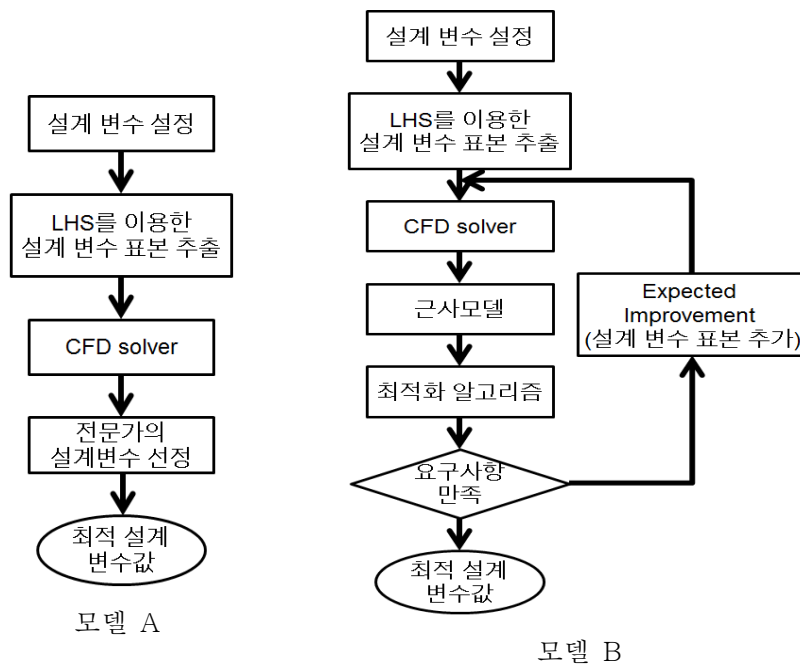


(b) 영점부근

<그림 1> 대전류 구간 및 전류영점 부근의 유동 방향

차단기 설계 시에는 다수의 설계 변수에 대한 유동해석을 수행한 후, 원하는 압력조건과 온도조건을 만족하는 설계 변수를 선정하여 제작 및 시험을 수행하게 된다. 차단기 유동해석은 아크 모델, 이동격자, 충격파 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 LHS 방법론이 많이 사용된다. LHS를 기반으로 한 설계 기법들은 그림 2와 같이 2가지 형태로 요약할 수 있다.



<그림 2> 실험계획법을 적용한 설계 기법의 흐름도

그림 2의 모델 A와 같은 경우에는 많은 표본을 추출하고 전산유체역학 (computational fluid dynamics, CFD) solver를 통해 설계 변수에 따른 목적 함수를 계산한다. 이 때 목적함수의 성능 향상에 대한 분석은 설계전문가의 경험을 바탕으로 하거나 최적화 알고리즘을 적용한다[4]. 모델 A와 같은 경

우 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 받으며, 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 소요가 발생하게 된다.

본 논문에서는 위의 두 모델의 문제점을 극복하기 위해서 Genetic Algorithm(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 설계 변수를 탐색하는 방안을 제시한다.

제 II 장

관련 연구

많은 계산량으로 시간적 제약이 많은 CFD solver의 역할을 대신할 수 있는 근사 모델을 실험 계획법을 바탕으로 구성할 수 있게 된다. 여기서 실험계획법은 설계 변수는 한 곳으로 편향되지 않고 전체 설계 변수의 영역을 나타낼 수 있게 고루 뽑을 수 있는 LHS 방법론이 많이 사용되며, 선택된 LHS 를 CFD solver를 통해 해석하여 설계 변수와 목적함수를 분석하여 설계에 다방면으로 활용한다.

분석된 데이터를 통해 실제함수를 근사화 하기 위한 근사모델링으로 Kriging, Radial basis function, Neural network, Regression model 등이 있다. 그 중에 샘플 데이터 값을 정확히 내삽하고 다중 국소 극점들을 모델링할 수 있는 Kriging을 이용하여 결과 데이터를 근사 모델 구성하게 된다. 구

성된 근사 모델을 바탕으로 LHS 데이터 이외의 새로운 설계 변수가 입력 값으로 들어왔을 때 많은 계산량으로 긴 시간요소가 필요했던 CFD solver와 같이 정확한 값은 아니지만 소요시간이 거의 필요치 않은 근사치의 결과 값을 얻을 수 있다.

근사모델을 이용한 최적화 과정은 대표적 최적화 알고리즘 하나인 GA를 이용하여 평가 함수를 통한 목적 함수의 개선이 예상 되는 최적 설계 변수를 유추하게 된다. 하지만 Kriging 근사 모델의 정확도는 GA의 예측 값에 크게 영향을 미치게 되므로, 좀 더 정확한 반응면을 구성하고 설계 공간 안을 효율적으로 탐색하기 위하여 앞서 설명한 EI(Expected Improvement)기법을 적용한다. GA를 통해 얻어진 예측 값을 CFD solver 해석을 통해 기존의 LHS point에 추가하여 Kriging 모델을 확장, 결과를 도출하고 이를 다시 재구성함으로써 근사 모델의 정확성을 향상 시킨다.

그러나 이러한 모델 B와 같은 시스템은 LHS point의 CFD solver 해석 시간과, EI기법에 대한 추가적 CFD solver 해석시간이 필요하게 된다. 근사 모델의 정확성을 보장하기 일정 횟수이상의 EI 과정이 반복 되어야 한다. 이 일정 횟수는 설계 분야, 목적에 따라 경험적으로 얻어지는 데이터 이기 때문에 전체 설계 시간의 안정성을 가지지 않게 된다. 안정성 측면을 고려한다면 LHS point의 개수가 많아지면 시간적 소요가 많지만 보다 정확한 분석이 가능하다. 전체 설계에서 시간적 문제에 구애 받지 않는 경우에는 모델 A와 같이 수많은 LHS point를 통한 변수와 목적함수의 관계를 유추하는 것이 모델 B보다 안정적이고 정확한 방법이 될 수 있다.

본 연구에선 이러한 시간적 측면에서 일어나는 문제점을 해결하기 위해, GA+Boundary Shifting 방법을 이용한다. 보다 적은 LHS point를 통한 CFD solver 해석 횟수를 줄이고, 추가적 CFD solver 해석을 하지 않고도 일정 수

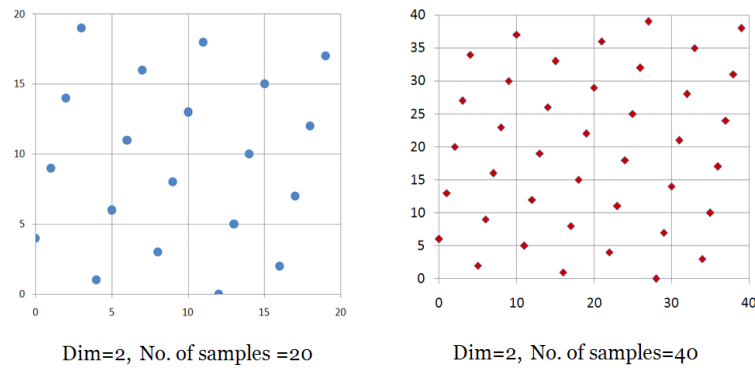
준 이상의 LHS point 최적 변수 보다 성능이 뛰어난 설계 변수를 찾는 방안을 제안한다.

또한 이전 연구에서 근사모델을 이용한 차단기 설계는 인공신경망(Neural network)과 GA를 사용한 차단기 내 노즐 형상 최적화 방법이 제시된 바 있다 [8]. 하지만 인공신경망과 같은 근사 모델의 경우 갱신 표본에 대한 선택 기준을 모델 자체적으로 제공하지 않아 GA와 같이 평가함수에 따른 영향력이 절대적인 방법과 같은 경우에는 적용하기가 쉽지 않다. 같은 차단기 내부에서도 목적함수의 선택에 따라 설계변수의 선정과 목적함수에 부합하는 근사모델과 최적화 기법들이 사용되어야 하기 때문에, 앞선 연구에서는 노즐, 노즐목 등 특정 형상에 대해서만 설계 대상에 포함 시켰으나, 본 연구에선 노즐, 노즐목, 열팽창실 등을 차단기 내부의 전체를 포함하는 부분에 대해 설계 변수를 선정하고 이에 따른 평가 함수를 조합하여 연구를 진행하였다.

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 점들과의 최소거리를 최대화하여 균등하게 점을 분포시킨다. n차원 설계공간에 대한 근사모델을 생성하기 위해 2차 근사모델의 특성을 충분히 나타낼 수 있는 최소 실험점의 개수는 $(n+1)(n+2)/2$ 로 알려져 있다[9]. 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 분포

2. 크리깅 근사모델

크리깅은 1951년 채광학자인 Krige의 연구를 바탕으로 1963년 Matheron에 의해 수학적으로 정립 발전되었다[10]. 그 후 1987년 Sacks에 의해 공학 분야에 적용되었으며, 1998년 Simpson은 여러 근사모델들과의 비교연구를 통해 크리깅이 설계변수가 많고 비선형성이 강한 시스템에서 우수한 예측성능을 보임을 확인하였다[11]. 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 (x) 를 다음의 식 (1)으로 표현한다.

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

이 때 Z 는 위치가 알려진 지점에서 크리깅을 이용한 예측치, Z 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 나타난다.

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

$$\sigma_j^2 = \text{ov}(Z_i, Z_j), 1 - \sum_{i=1}^n \lambda_i = 0 \quad (2)$$

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.

$$\sum_{i=1}^n \sigma_{il}^2 - w = \sigma_{0l}^2, \quad w = \text{agrange parameter}, \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1, \quad l = 1, n) \quad (3)$$

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.

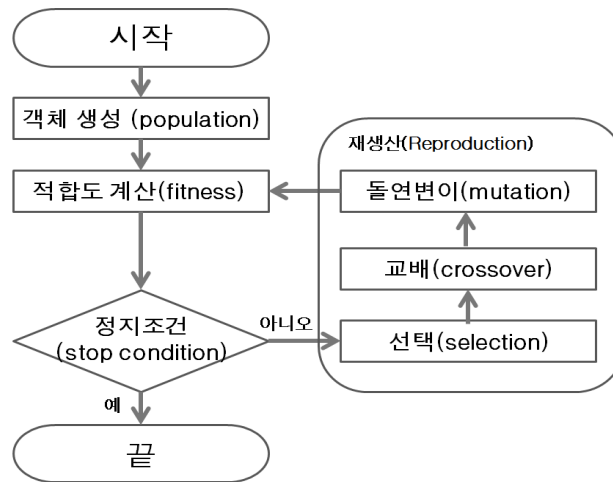
$$r_{ij} = \sigma^2 - \lambda_{ij} \quad (4)$$

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

3. Genetic Algorithm

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[12]. 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[13]. 대부분의 현실적인 문제들은 한 개의 목적함수를 최소화 또는 최대화하는 것으로는 표현될 수 없고, 상호교환의 성격을 지닌 여러 개의 목

적합수로 표현된다. GA는 이러한 문제 해결에 매우 효과적이다. 이러한 개념과 이론으로 해의 탐색능력이 우수하여 공학, 자연과학 분야뿐 아니라 여러 분야의 최적화 또는 의사결정문제에 다양하게 적용이 가능하다.



<그림 4> Genetic Algorithm 수행 절차

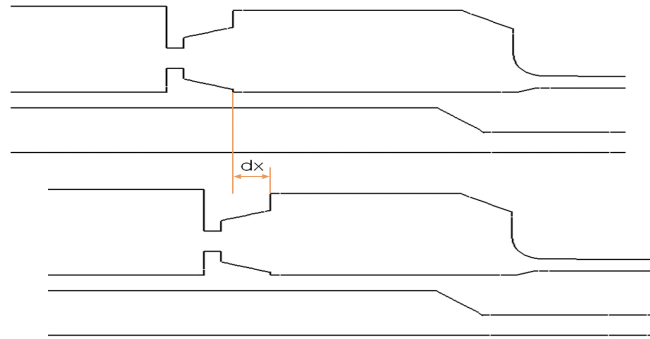
본 논문에서는 열 가지의 각각의 설계변수를 이산화 시키고, 그림 4에 나타난 순서에 따라 진행하게 된다. 여기서 평가 함수는 앞선 크리깅 근사 모델을 기반으로 구성되며 설계 조건을 만족시키는지 평가 하게 된다. 선택과정은 적합도 계산 후 가장 조건에 가까운 상위 n개를 가지고 교배, 돌연변이 과정을 진행하게된다.

제 III 장

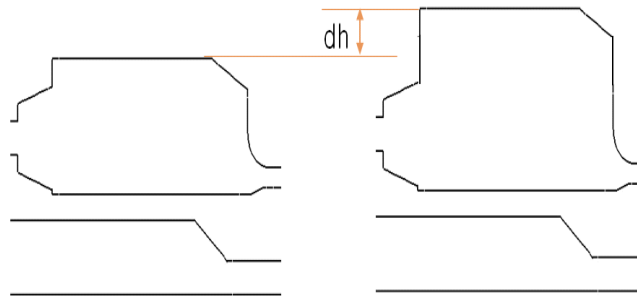
최적 설계 문제 정의

1. 설계 변수 선정

열팽창실 체적 및 형상에 대한 SLF 차단성능을 비교하기 위해서 여러 가지 차단부 모델에 대한 압력상승 및 아크 바로 위 영역의 밀도, 온도 등을 비교한다. 그림 3은 열팽창실의 형상 변경을 위한 변수를 정의하며, dx는 열팽창실 폭을 가변하기 위한 변수이고 dh는 열팽창실 높이를 조절하기 위한 변수이다. 예를 들어 dx_12_dh_00이면 기본모델에 비해 열팽창실 폭은 12mm줄이고 높이는 기본 모델과 동일하게 유지한 경우이며, dx_24_dh_12는 기본모델에 비해 열팽창실 폭은 24mm 줄이고 높이는 12mm 크게 한 모델이다(dx는 줄이는 방향으로 설정하고 dh는 크게 하는 방향으로 설정한다).



(a) 열팽창실 폭을 정의하기 위한 변수



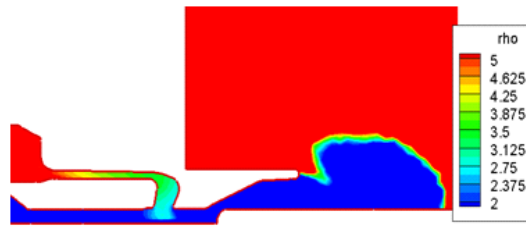
(b) 열팽창실 높이를 설정하기 위한 변수

<그림 5> 열팽창실 형상 변경을 위한 변수 설정

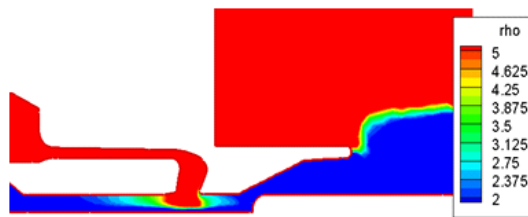
표 1은 기본 모델 및 열팽창실 형상 변경한 모델에 대한 유동값을 비교한 것이다. 이 때의 가동부 이동 속도는 5m/s이다. P_Max는 열팽창실의 최대 압력 상승치를 의미하며, 상류장 밀도 및 온도는 전류 영점에서 아크 바로 위 영역의 밀도 및 온도를 나타낸다. 해석 결과 열팽창실 폭을 기본모델보다 줄인 경우 차단성능이 향상될 수 있다. 이를 분석해본 결과 그림 6처럼 열팽창실의 폭이 줄어들어 열팽창실 내에서 열가스와 냉가스의 혼합이 잘 이루어져 전류 영점에서 밀도가 높은 가스가 아크 영역으로 흘러가기 때문이다.

표 1. 기본 모델 및 열팽창실 형상을 변경한 모델의 유동 비교
(가동부 속도 5m/s)

	base model	dx_12 dh_00	dx_12 dh_10	dx_12 dh_20	dx_23 dh_00	dx_23 dh_10	dx_23 dh_20
P_Max	19.2	20.1	17.8	16.3	20.7	18.9	17.4
상류장 밀도	2.7	3.7	1.9	1.9	6.8	3.1	1.7
상류장 온도	2664.6	2273.2	3055.8	2966.1	1989.1	2464.1	3167.3



(a) base model



(b) dx_23_dh_00

<그림 6> 전류 영점에서 밀도분포 비교

표 2는 가동부 이동 속도가 6.5m/s인 경우 열팽창실 형상에 따른 유동을 비교한 것이다. 속도 5 m/s의 경우와 비교하면 dx_23_dh00 보다 dx_12_dh_00

모델이 상류장 밀도가 더 높다. 그리고 열팽창실 폭을 줄이고 높이를 키운 dx_23_dh_20의 밀도는 기본모델보다 더 높게 해석이 되어 같은 차단부 형상이라도 가동부 속도에 따라서 차단성능은 차이가 남을 알 수 있다.

표 2 기본 모델 및 열팽창실 형상을 변경한 모델의 유동 비교
(가동부 속도 6.5m/s)

	base model	dx_12 _dh_00	dx_12 _dh_10	dx_12 _dh_20	dx_23 _dh_00	dx_23 _dh_10	dx_23 _dh_20
P_hv_ Max	18.3	18.7	17.1	16.0	19.7	17.8	16.5
상류장 밀도	3.7	6.0	2.6	2.8	4.9	3.2	4.1
상류장 온도	2135. 4	1971.2	2636.1	2380.6	2014.5	2327.6	2119.9

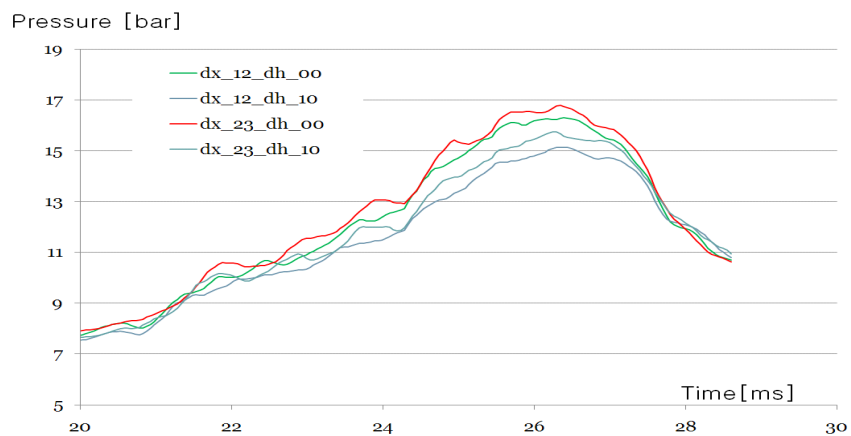
표 3은 가동부 이동 속도를 3.5m/s로 설정하고 주노즐목 길이를 기본모델보다 10mm 줄인 경우의 유동을 비교한 것이다. 이 경우에는 열팽창실 폭만 줄인 dx_10_dh_00, dx_23_dh_00의 경우가 모두 차단성능이 향상되었으며, 열팽창실 폭과 높이를 동시에 변화시킨 경우는 차단성능이 두드러지게 향상되지 않거나 오히려 감소하였다. 그림 7는 열팽창실 형상별로 열팽창실 압력상승을 비교한 것이며 모델별로 압력 차이는 약 2bar까지 나고 있다.

가동부 속도를 3.5, 5.0, 6.5 m/s의 세 가지 경우에 대해서 열팽창실 형상을 바꾸면서 전류 영점 유동을 비교한 결과 다음의 사항을 설계 시에 유의해야 한다.

- (i) 차단부 형상이 동일하더라도 가동부 속도가 달라지면 차단성능 차이가 난다. 따라서 차단성능과 연계한 조작특성 해석을 통해 최적의 조작속도, 차단부 형상을 동시에 설계 해야 한다.
- (ii) 열팽창실 형상에 따라서 차단성능 차이가 있으므로 열팽창실 체적, 형상에 대한 최적설계가 필히 이루어져야 한다. 이 때 압축실 체적과 노즐목 길이가 연계된 설계가 필요하다.

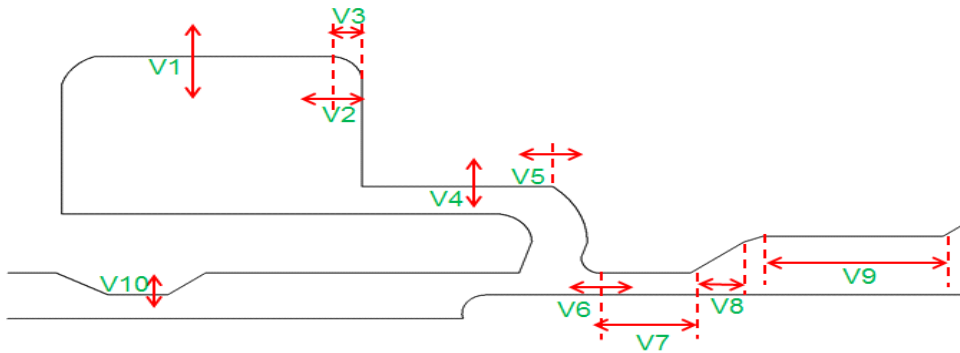
표 3 노즐목 길이를 줄이고 가동부 속도 3.5m/s인 경우의 유동비교

	dx_10_ dh_00	dx_10_ dh_10	dx_23_ dh_00	dx_23_ dh_10
P_hv_Max	16.4	15.2	16.9	15.8
상류장 밀도	6.8	4.6	6.8	3.0
상류장 온도	1878.6	2011.3	1859.5	2195.6



<그림 7> 열팽창실 형상별 압력상승 비교(stroke 속도=3.5m/s)

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 8와 같이 10개의 설계변수를 선정하였다. 변수 $v_1 \sim v_3$ 은 열팽창실 형상 및 체적을 결정한다. $v_4 \sim v_6$ 은 상류장 유로 형상 및 단면적을 결정하며 v_7 은 노즐목 길이이다. v_8, v_9 는 노즐 하류장 형상을, v_{10} 은 역류구 반경을 나타낸다. 각 설계 변수의 최대 최소 범위는 다음과 같다. $v_1(-4 \sim 1)$, $v_2(-10 \sim 5)$, $v_3(10 \sim 15)$, $v_4(10 \sim 15)$, $v_5(-1 \sim 1)$, $v_6(-2 \sim 1)$, $v_7(-2 \sim 12)$, $v_8(17 \sim 25)$, $v_9(8 \sim 15)$, $v_{10}(-2 \sim 0)$ 이다(단위는 [mm]).



<그림 8> 설계 변수 10개 정의

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 이동 기법을 통해서 최적값이 존재하는 설계 변수 범위를 자동으로 구하고, 해당 범위 안에 존재 하는 최적 설계 변

수를 구할 수 있는 방법을 제안한다.

2. 열가스 유동해석

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

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

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

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

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

식 (6)의 m 은 용삭된 노즐에 의한 질량 증가를 고려하기 위한 항이다 [14]. 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. 대지간 열가스 거동 해석의 경우, 아크 영역 자체보다는 아크 영역에서 불려 나가는 고온의 열가스가 차단부 내에서 어떻게 분포하는 지가 관심이므로 아

크 영역을 다음식과 같이 등가적인 에너지 소스로 모델링 할 수 있다.

$$S_e = (1-a) \cdot V_{arc} \cdot I_{arc}/V \text{ [Watt/m}^3\text{]} \quad (10)$$

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

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 현저히 저하되므로, 이러한 열가스가 아크 영역으로 흘러가면 차단에 불리하게 된다. 그림 9는 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 차단능력이 높다고 할 수 없고 필히 아크 영역으로 흘러가는 열가스의 온도, 밀도를 압력과 같이 고

려해서 차단성능을 평가하여야 한다. 이에 따라 본 논문에서는 차단 성능에 가장 직접적으로 영향을 미치는 열팽창실의 온도와 압력을 목적 함수로 선정한다.



<그림 9> 복합소호 가스차단기의 밀도 분포([kg/m³])

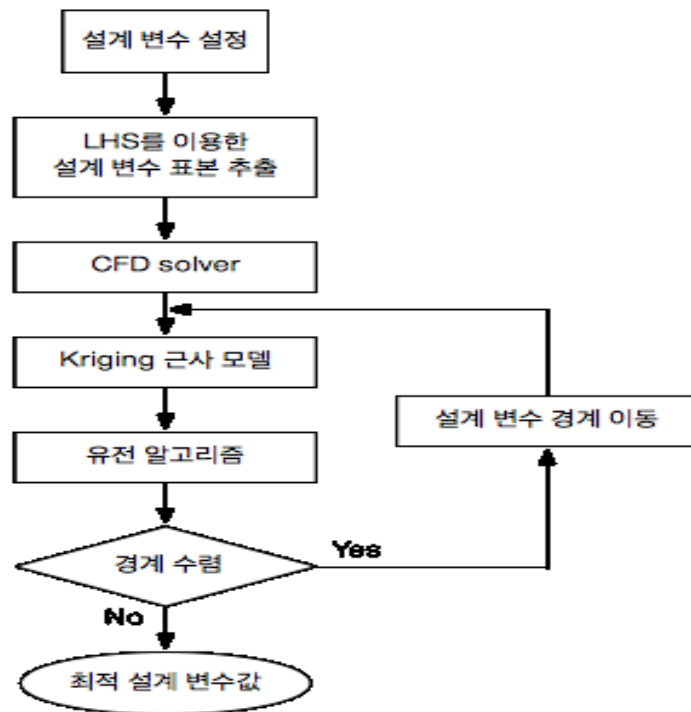
제 IV 장

설계 변수 경계 이동을 이 용한 최적 설계 프로세스

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 변수간의 상관 관계에 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. 이러한 설계 변수 이동 기법을 이용해 본 논문에서 제안하는 모델은 그림 10와 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 근사모델을 구성한다. 구성된 근사모델이 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.



<그림 10> 제안 모델 흐름도

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 않으므로써, 시간적 효율을 갖는 장점이 있다.

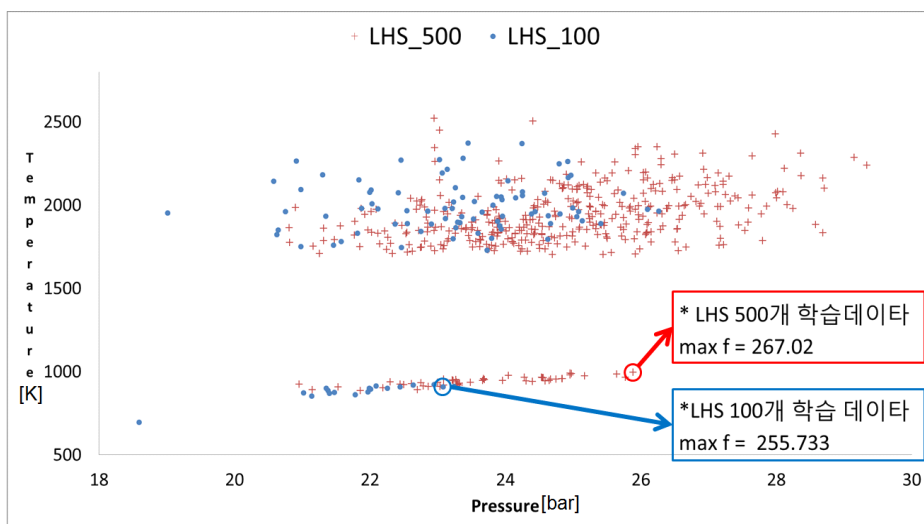
제 V 장

실험 및 토의

본 연구에서는 그림 8에서 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 차단성능 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[9]. 평가함수는 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 (11)의 값이 클수록 좋은 성능의 모델로 평가하였다.

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



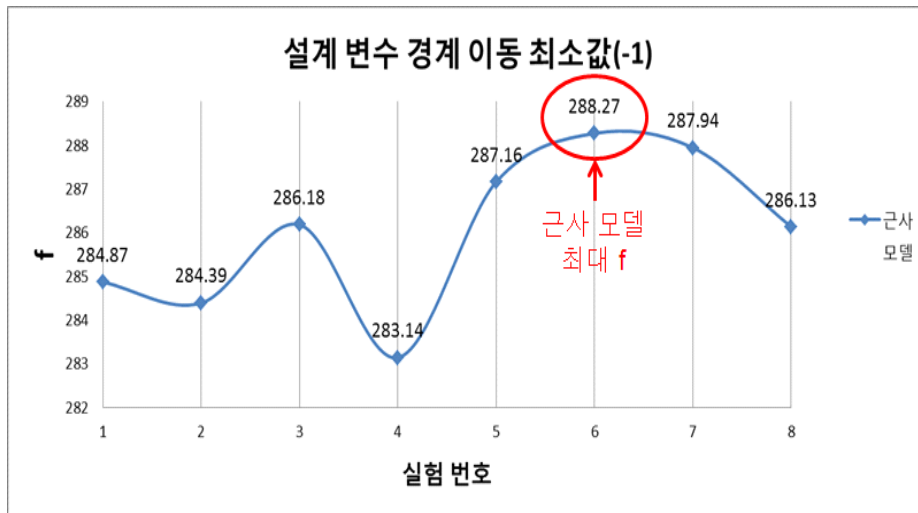
<그림 11> LHS 포인트 개수별 온도 압력 분포

표 4. 형상별/LHS 데이터개수별 최대 f 및 구축소요시간

	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 1(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 수렴하지 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 12> 설계 변수 경계 이동 실험 결과

표 5. 1번 실험 상위 5개 설계 변수 후보

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

1번 실험에서 상위 5개가 나타난 표 5에서 V2, V4, V7, V8,의 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 나타나게 되므로 설계 변수 경계이동을 하지 않는다. 나머지 V2, V7, V8의 변수의 경우는 모든 후보들이 경계 값으로 수렴하게 되므로 설계 변수 경계이동을 적용하게 된다. 이 후 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 근사모델의 수치가 가장 큰 범위를 선택하여 해당 범위에서 추출된 최적 설계 변수 5개를 최종 최적 설계 후보로 반환해주게 된다.

추가적으로 유전 알고리즘의 특성상 제안 모델이 제시하는 설계 변수별 근사모델 f 의 수치가 안정성을 가지지 못 할 수 있기 때문에 검증 실험을 추가로 실시하였다. 각 실험 마다 크리깅, GA과정을 20회 이상 반복 실험을 수행하여도 최대 근사모델 f 의 값은 0^5 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 6과 같이 나타난다.

표 6. 최종 설계 변수 후보 (실험 6번)

	1위	2위	3위	4위	5위
V1	-4	-4	-4	-4	-4
V2	-12	-12	-12	-12	-12
V3	13.25	13	13.75	13.5	14
V4	12.9	12.6	9	13.2	9
V5	0.3	0.2	-1	0.4	-1
V6	-0.05	-0.2	0.25	0.1	0.4
V7	-5	-5	-5	-5	-5
V8	12	12	12	12	12
V9	12.55	12.2	13.25	12.9	13.6
V10	-0.7	-0.8	-0.5	-0.6	-0.4
근사모델	288.27	288.22	287.91	287.85	287.81
CFD solver f	267.18	261.99	265.98	261.64	267.16

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 7는 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 얻기

까지 소요된 시간이 모델 A에서 최적값을 얻는 시간의 1/6수준이므로 시간적 효율성을 가질 수 있다.

표 7. 모델 A와 제안 모델의 비교

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

제 VI 장

결론 및 향후연구

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 경계 이동 기법을 사용하여 기존의 EI 기법에서 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 본 연구에서는 두 개의 목적함수를 가지는 문제에 대해서만 다루었으나, 향후 하나 혹은 두 개 이상의 목적 함수를 가지는 경우에 대해서 어떤 식으로 표본을 선택할 것인가에 대한 연구가 추가적으로 진행 되어야 하고, 설계자의 설계 지향점에 따라 목적함수 결과 값들에 대한 제약사항을 반영할 수 있는 평가 함수에 대한 연구가 수행되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] D. Dufournet, C. Linder, D. Johnson and D. Vondereck, "Technical trend in circuit-breaker switching technologies", International Colloquium, Paper 13. pp. 78-85
- [2] 김홍규, 이우영, 정진교, "SLF 차단성능을 위한 초고압 가스차단기의 형상 최적설계", 대한전기학회, 하계학술대회, 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.
- [4] 강대오, 우윤화, 차기업, "실험계획법을 적용한 포의 강선 형상최적설계", 대한기계학회논문집, 제 36권, 제8호, pp.897~904, 2012
- [5] 박창현, 이영미, 최동훈, "크리깅 모델을 이용한 자동차용 벤트 밸브의 최적설계", 한국자동차공학회논문집, 제 19권, 제 6호, pp.1~9, 2011
- [6] 임진우, 김종암, "크리깅 기반 모델과 매개변수법을 이용한 다중물체의 다단계 형상 최적설계", 한국전산유체공학회, 추계학술대회, pp.279-285, 2011
- [7] 이슬기, 권형일, 최성암, 박부민, 강영석, "고효율 EAV 프로펠러의 다분야 최적설계", 한국항공우주공학회, 춘계학술대회, pp.127-134, 2012
- [8] Yang Liu ; Jing Li ; Xiaoming Liu ; Chunguang Hou, "Nozzle optimization of SF6 circuit breaker based on artificial neural network and genetic algorithm",Electrical Machines and Systems, 2008, pp.222-225
- [9] 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.

- [10] G. Matheron, "Principles of Geostatistics, Economic Geology," *Economic Geology*, Vol.58, No.8, pp.1246–1266, 1963.
- [11] 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.
- [12] J. Holland, "Adaptation on Natural Artificial Systems", Book, 1975.
- [13] S. Forrest, "Genetic ALgorithms : Principles of Natural Selection Applied to Computation", *Science*, New Series, Volume 261, pp 872–878, 1993
- [14] 김홍규, 정진교, 이우영, "노즐용삭을 고려한 복합소호 가스차단기의 열유동 해석", *대한전기학회, 추계학술대회*, pp 150~153, 2010
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] Hong-Kyu Kim, Jin-Kyo Chong, and Kyong-Yop park, "Approximation Model-Assisted Optimiaztion Technique to Improve Capacitive Current Interrupting Performance of Gas Circuit Breaker", *IEEE Tran*, Vol. 45, NO.3, 2009

- [19] C. H. Im, H. K. Kim, H. K. Jung, and K. Choi, " A novel algorithm for multimodal function optimiaztion based on evolution strategy", IEEE Trans, vol.40, no.2, pp. 1224–1227, 2004
- [20] T. Shinkai, et al., "Improvement of thermal interruption capability in self–blash interruptig chamber for new 245kV 50kA GCB", Electrical Engineering in Japan, Vol. 167, No. 1, 2009

ABSTRACT

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

y hang-Seob Kwak

*pt. of Computer Engineering
Graduate School, Changwon National University*

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 (LHS). Secondly, we build meta-model using the Kriging. Thirdly, we search the optimal design variables using a genetic algorithm (GA). 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.