

반응표면과 크리깅메타모델을 이용한 CRT 형상최적설계

이태희[†], 이창진*, 이광기*

(2002년 5월 16일 접수, 2003년 2월 7일 심사완료)

Shape Optimization of a CRT based on Response Surface and Kriging Metamodels

Tae Hee Lee, Changjin Lee and Kwangki Lee

Key Words : Metamodel (메타모델), Response Surface Model (반응표면모델), Kriging metamodel (크리깅 메타모델), CRT (음극선관), Shape Optimization (형상최적설계)

Abstract

Gradually engineering designers are determined based on computer simulations. Modeling of the computer simulation however is too expensive and time consuming in a complicate system. Thus, designers often use approximation models called metamodels, which represent approximately the relations between design and response variables. There are general metamodels such as response surface model and kriging metamodel. Response surface model is easy to obtain and provides explicit function, but it is not suitable for highly nonlinear and large scaled problems. For complicate case, we may use kriging model that employs an interpolation scheme developed in the fields of spatial statistics and geostatistics. This class of interpolating model has flexibility to model response data with multiple local extreme. In this study, metamodeling techniques are adopted to carry out the shape optimization of a funnel of Cathode Ray Tube, which finds the shape minimizing the local maximum principal stress. Optimum designs using two metamodels are compared and proper metamodel is recommended based on this research.

기호설명

- $y(\mathbf{x}), \hat{y}(\mathbf{x})$: 실제모델, 메타모델
- $R(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j)$: \mathbf{x}^i 와 \mathbf{x}^j 간의 상관함수
- \mathbf{R} : 실험데이터의 상관행렬
- \mathbf{r} : 설계점과 실험데이터 간 상관벡터
- θ_k : 상관인자
- $E(\cdot)$: 기대값
- P_i : 베지어함수의 조정점
- $B_{i,n}$: 블렌딩함수

1. 서론

최근 들어 복잡한 기계시스템의 특성을 얻고자

할 경우 계산과정과 해의 정확도를 고려하여 근사 모델을 사용하는 경우가 늘고있다. 설계문제가 다분야통합최적설계(multidisciplinary design optimization: MDO)와 같이 복잡하여 긴 해석시간이 요구됨에 따라 설계에서 근사화 모델의 사용은 필연적이다. 특히 유한요소 해석과 같은 컴퓨터 해석을 통해 실제의 응답모델을 구하는 것이 비용적, 시간적 측면에서 많은 제약이 있는 경우 실험 및 공정의 최적설계를 위하여 많이 적용되어왔던 통계적 방법론인 실험계획법(design of experiments) 및 전산실험계획(design and analysis of computer experiments)을 이용한 근사화 모델링 기법들이 많이 연구되었다. 이렇게 통계적인 방법을 이용하여 근사적으로 얻어낸 모델을 메타모델(metamodel)이라 한다. 시뮬레이션 모델은 복잡한 물리적 변화들을 간단하게 나타낸 것이며, 메타모델은 시뮬레이션 모델을 간단하게 나타낸 모델이다. 일반적으로 메타모델은 다음의 형태로 나타낸다.

[†] 책임저자, 회원, 한양대학교 기계공학부
E-mail: thlee@hanyang.ac.kr
TEL: (02) 2290-0449, FAX: (02) 2298-4634

* 한양대학교 대학원 기계설계학과

$$y(\mathbf{x}) = \hat{y}(\mathbf{x}) + \varepsilon \quad (1)$$

여기서 $y(\mathbf{x})$ 는 실제의 시뮬레이션 모델의 응답값, $\hat{y}(\mathbf{x})$ 는 메타모델의 응답값이며 ε 은 두 모델 응답값의 오차를 나타낸다. 대표적인 메타모델로 반응표면모델 (response surface model)과 크리깅(kriging)모델이 있다. 반응표면모델은 간단하고 구현하기 쉬워 많이 사용되고있으며 크리깅모델은 구현하기는 힘들지만 반응표면모델로써 표현하기 힘들었던 비선형성이 강한 모델이나 설계변수가 많은 문제에 적합한 모델이다.

본 논문에서는 CRT(Cathode Ray Tube)모델의 용기를 이루는 펀넬(funnel)부의 형상최적설계문제에 반응표면모델과 크리깅모델을 도입하여 응력모델을 각각의 메타모델에 대해서 구현하고 국소부에서의 최대응력을 최소화할 수 있는 CRT의 최적형상을 도출해내고자 한다.

2. 반응표면모델

반응표면 모델의 생성은 회귀분석을 통해서 이루어진다. 회귀분석이란 변수들간의 관련성을 규명하기 위하여 어떤 수학적 모형을 가정하고, 이 모형을 측정된 변수들의 데이터로부터 추정하는 통계적 분석방법을 의미한다. 가정한 메타모델의 계수를 결정하기위해서는 최소제곱법(least square method)을 일반적으로 사용한다.

실험계획을 통해서 n개의 실험점들의 수준을 선정하고, 각 수준별 실험을 통해 n개의 수식을 얻어낼 수 있으며 이를 행렬 표현식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2)$$

여기서,

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

이다.

$\boldsymbol{\beta}$ 에 대한 추정값을 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 라 하고 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 에 대한 최소제곱법을 적용하면 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 를 다음과 같이 추정한다.

$$S = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \quad (3)$$

$$= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}$$

$$\left. \frac{\partial S}{\partial \boldsymbol{\beta}} \right|_{\hat{\boldsymbol{\beta}}} = -2\mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} = 0$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$

따라서, 회귀모델을 \hat{y} 이라 하면 최종모델은 다음이 된다.

$$\hat{y} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (4)$$

한편 여기서 실제 반응 값 y 와 추정치 \hat{y} 의 차를 잔차(residual)라고 하며 다음과 같다.

$$\mathbf{e} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} \quad (5)$$

3. 크리깅 메타모델

1950년대 남아프리카공화국의 채광공학자인 Dr. Krige는 새로운 광맥을 찾기 위해 기존의 광맥을 이용하는 경험적인 방법을 도입하였으며 프랑스의 지질수학자인 Matheron은 이러한 경험적인 방법을 체계적으로 정립하면서 크리깅모델로 명명하였다.^(1,2)

지질통계학분야에서 출발한 크리깅 메타모델이 공학분야에 적용되어 사용된 것은 1989년 Sacks 등에 의해서다.⁽³⁾ 그는 기존의 크리깅모델을 전산 실험에 적합하도록 통계적, 수학적으로 정립하면서 새로운 형태의 크리깅모델을 제시하였는데 바로 이 모델이 현재 최적설계분야에서 사용되고 있는 크리깅 메타모델이다.

크리깅 메타모델에서는 구현하고자 하는 응답함수의 실제모델을 식 (6)과 같이 구성한다.

$$y(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}) \quad (6)$$

$f(\mathbf{x})$ 는 주어진 실험데이터를 이용해서 얻어낼 수 있는 전체 설계영역에서의 전역모델(global model)로 주로 다항함수(polynomial function)로 표현된다. 그러나 많은 경우에 전역모델 $f(\mathbf{x})$ 를 상수항으로 처리하고 있으며 $\boldsymbol{\beta}$ 로써 나타낸다.^(4,5)

$$y(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\beta} + Z(\mathbf{x}) \quad (7)$$

여기서 $Z(\mathbf{x})$ 는 평균이 0 이고 분산이 σ^2 인 정규분포를 따르며 크리깅모델이 각 데이터 점들을 보간할 수 있도록 국소적인 변동을 만들어내는 부분으로 응답모델의 불확실성(uncertainty)을 나타낸다. 다음은 $Z(\mathbf{x})$ 의 공분산(covariance)을 표현하는 식이다.

$$\text{Cov}[Z(\mathbf{x}'), Z(\mathbf{x}')] = \sigma^2 \mathbf{R}[\mathbf{R}(\mathbf{x}', \mathbf{x}')] \quad (8)$$

여기서 \mathbf{R} 은 상관행렬(correlation matrix)이며 $R(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j)$ 는 실험데이터 중에서 임의의 두 점 \mathbf{x}^i 와 \mathbf{x}^j 사이의 상관함수(correlation function)이다. 상관함수 R 은 설계자에 의해서 결정되는데 어떤 상관함수를 선택하느냐에 따라서 얼마나 빠르고 유연하게 메타모델을 얻어낼 수 있는지 결정된다. 다음은 일반적으로 가장 많이 사용하는 가우스상관함수(Gaussian correlation function)이다.^(3,6)

$$R(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j) = \exp\left[-\sum_{k=1}^{n_s} \theta_k |\mathbf{x}_k^i - \mathbf{x}_k^j|^2\right] \quad (9)$$

여기서 n_s 는 설계변수 개수이고 θ_k 는 양의 실수 값으로 모델을 적합 시키는데 사용되는 상관인자가 된다. 근사화를 수행한 실제 모델을 식 (7)이라 가정하면 구현하고자 하는 크리깅모델은 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 으로 표기하며 통계적으로 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = E(y(\mathbf{x}) | y(\mathbf{x}^{(1)}), \dots, y(\mathbf{x}^{(n_s)})) \quad (10)$$

여기서 $E(A|B)$ 는 주어진 데이터 B 에서 얻어낼 수 있는 A 의 기대값을 의미한다. 따라서 식 (10) 에서 $y(\mathbf{x}^{(1)}), \dots, y(\mathbf{x}^{(n_s)})$ 는 바로 크리깅모델의 구현에 사용될 실험데이터가 되며 $y(\mathbf{x})$ 는 실제 응답모델이 된다. 설계자가 궁극적으로 원하는 것은 $y(\mathbf{x})$ 에 가장 가까운 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 를 결정하는 것이다. 이를 위해서 다음과 같은 통계적 특성치 MSE (Mean Squared Error)를 도입한다.

$$MSE = E(\hat{y}(\mathbf{x}) - y(\mathbf{x}))^2 \quad (11)$$

식 (11)은 실제모델 $y(\mathbf{x})$ 와 크리깅모델 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 사이의 오차를 나타내는 특성치로써 이를 최소화 시키는 $\hat{y}(\mathbf{x})$ 가 바로 크리깅모델이 된다.

$$\hat{y} = \hat{\beta} + \mathbf{r}^T(\mathbf{x})\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - \hat{\beta}\mathbf{f}) \quad (12)$$

\mathbf{y} 는 n_s 개의 실험데이터 응답값을 가지는 열벡터(column vector)이고 \mathbf{f} 는 각 원소가 1 의 값을 가지는 열벡터이다. $\mathbf{r}(\mathbf{x})$ 는 임의의 좌표 \mathbf{x} 와 실험데이터 사이의 상관벡터이다. 즉,

$$\mathbf{r}(\mathbf{x}) = \{R(\mathbf{x}, \mathbf{x}^1), R(\mathbf{x}, \mathbf{x}^2), \dots, R(\mathbf{x}, \mathbf{x}^{n_s})\}^T \quad (13)$$

또한, 전역모델 $\hat{\beta}$ 는 다음과 같이 나타내어진다.

$$\hat{\beta} = (\mathbf{f}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{f})^{-1} \mathbf{f}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} \quad (14)$$

마지막으로 상관인자 θ_k 를 결정하여야 한다. θ_k 가 어떠한 값을 가지던 크리깅 모델을 얻어낼 수

는 있지만 가장 적합한 모델은 MLE(Maximum Likelihood Estimate)과정을 통해 결정하게 된다. MLE 는 각 데이터 점에서의 오차가 정규분포를 따른다고 가정할 수 있을 경우 이러한 오차들을 최소화할 수 있는 인자들을 결정할 때 사용되는 하나의 특성치이다.^(1,2,6) 즉,

$$\max_{\beta} \left\{ -(\det \mathbf{R})^{-\frac{1}{2}} \hat{\sigma}^2 \right\} \quad (15)$$

여기서 크리깅모델의 분산 $\hat{\sigma}^2$ 는 전역모델 $\hat{\beta}$ 와 \mathbf{y} 사이의 분산으로 다음과 같다.

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{(\mathbf{y} - \hat{\beta}\mathbf{f})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y} - \hat{\beta}\mathbf{f})}{n_s} \quad (16)$$

크리깅 메타모델 수식의 자세한 유도과정은 참고문헌 (6)을 참조하기 바란다.

4. CRT 모델의 형상최적설계

본 논문에서는 CRT 의 펀넬(funnel)부 형상최적설계를 위해 반응표면모델과 크리깅모델을 도입하였다. 기본적으로 CRT 모델의 용기에 해당하는 판넬(panel)과 펀넬에서는 용기안쪽과 바깥쪽에서의 압력차를 견딜 수 있도록 설계한다. 본 연구에서는 이러한 압력차에 의해 펀넬에서 발생하는 최대주응력을 최소화할 수 있는 펀넬의 형상을 구하는 것이 설계 목적이다.

4.1 CRT

CRT(Cathode Ray Tube)는 전기신호를 전자빔의 작용에 의해 영상이나 도형, 문자 등의 광학적인 상(image)으로 변환하여 표시하는 특수진공관으로 흔히 브라운관이라는 이름으로 더 잘 알려져 있다.

현재 일반적으로 사용하고 있는 새도우마스크 형 컬러브라운관은 높은 진공으로 배기된 유리용기의 판넬내면에 도포, 인화된 형광막, 새도우마스크, 전자총으로 구성되어 있다. 전자총은 외부에서 부여된 전압에 의해 가열기(heater)에서 열을 내어 음극(cathode)의 열전자가 방출하여 전극을 제어, 가속, 집속시켜 전자빔을 형광막에 닿아 형광면을 발광시켜 화상을 만든다. 전자총에서 만들어진 전자빔은 서로 직각으로 배열된 2 조의 편향판이나 편향코일 사이를 통과할 때, 외부로부터 편향판이나 편향코일에 가해진 신호전압에 의해 편향되어 형광면 위의 휘점이 상하좌우로 이동하여 상을 그리게 한다.

4.2 베지어곡선(Bezier curve)

펀넬의 형상은 여러 함수로 정의할 수 있는데, Lee 등은 펀넬부의 형상을 5 차의 다항함수로 표현하고 다항함수의 계수를 설계변수로 선택하여 최적화를 수행하기도 하였다.⁽⁷⁾ 본 연구에서는 기하모델링에서 곡선정의에 제약이 따르는데, 만약 2 차의 다항식으로 곡선을 정의하고자 할 경우에는 단지 포물선의 형태만 표현할 수가 있다. 따라서 모든 원추곡선을 표현하려면 좀 더 일반적인 형태의 식이 필요하다. 이를 충족시켜 줄 수 있는 식의 형태 중 하나가 바로 각 블렌딩함수에 가중치(weight)를 부여하여 두 다항식의 비율로 나타낸 다음의 유리베지어(rational Bezier) 곡선이다.

$$C(u) = \frac{\sum_{i=0}^2 B_{i,2}(u)w_i P_i}{\sum_{i=0}^2 B_{i,2}(u)w_i} \quad (17)$$

$$B_{i,n}(u) = \frac{n!}{i!(n-i)!} u^i (1-u)^{n-i} \quad (18)$$

각각의 조정점 P_i 는 w_i 라는 새로운 파라미터를 가지고 있다. 사용자가 w_i 값을 임의로 조정하면 새로운 블렌딩함수의 영향력을 변화시켜 곡선을 해당 조정점으로 당기거나 밀어낼 수 있다.

4.3 문제의 정식화

CRT 모델의 형상을 효율적으로 정의하기 위해서 Fig. 1 과 같이 장축, 단축, 그리고 대각선축에 대한 모델의 단면형상을 각각 베지어곡선으로 정의하였다. 단면형상은 좌우 대칭을 이루고 있으며 각 축에 해당하는 3 개의 곡선을 정의하여야 한다.

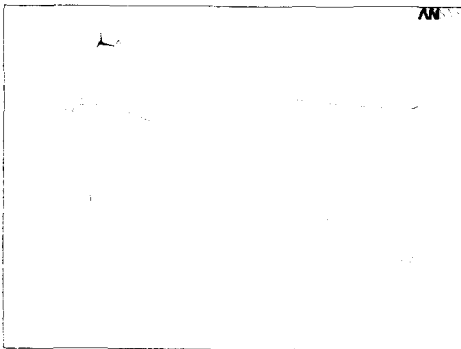


Fig. 1 3 Bezier curves to generate funnel shape

최적설계 값에 근접한 초기모델을 초기설계 값으로 하여 추가적인 최적설계르 수행하였기 때문에 본 연구에서는 초기모델의 조정점은 고정된 상태에서 각 조정점의 가중치(weight)를 조절하여 국부적인 변동을 얻어낼 수 있도록 5 차 유리 베지어곡선을 사용한다. 5 차 베지어곡선을 얻기 위해서 양단의 고정점 2 개를 포함하여 총 6 개의 조정점을 선정하였으며 조금 더 제한적인 변동을 얻어내기 위해서 5 개의 조정점은 가중치를 1 로 고정시키고 응력모델에 가장 우세한 영향을 미치는 조정점의 가중치를 Fig. 2 와 같이 설계변수로 사용한다. 이렇게 구한 곡선을 이용하여 CRT 의 유한요소모델을 구성하면 Fig. 3 과 같다.

응답변수로는 유리재료가 취성재료이므로 최대주응력을 선택한다. 취성재료의 경우에는 항복에 대한 설계보다는 파괴에 대하여 설계하는 것이 더 타당하며 파괴는 재료 내에 함유되어있는 가장 취약한 균열 주위에 집중되는 국소응력이 재료파괴 임계값에 도달할 때 일어난다.

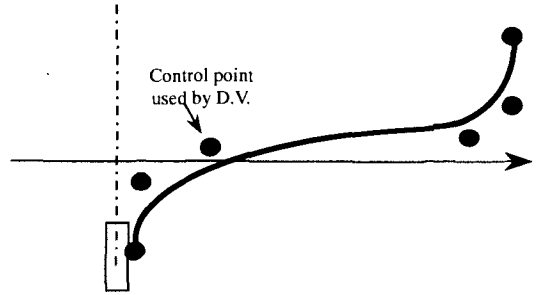


Fig. 2 Bezier curve and its control points on an axis

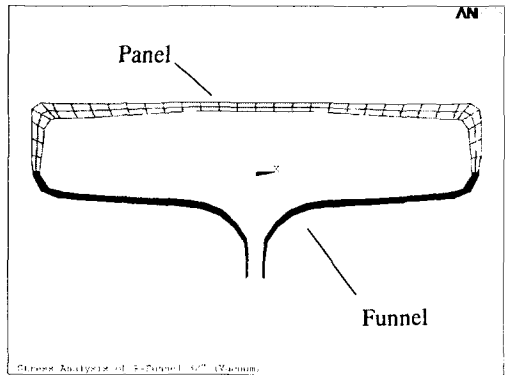


Fig. 3 Finite element model of a cross-section of CRT

본 논문에서 설계변수로 각 3 축 조정점에서의 가중치 (w_1, w_2, w_3)를 이용하여 모델의 가장 취약한 부분의 최대 주응력을 최소화할 수 있는 형상을 찾는 문제가 된다. 즉,

$$\text{Min } \sigma_{\max}(w_1, w_2, w_3) \quad (19)$$

여기에서 최대주응력은 상용유한요소해석 프로그램인 ANSYS 를 사용하여 구하였다.⁽⁸⁾ 여기서 편평의 응력최소화가 설계의 목적이므로 편평의 무게를 고려할 수 있는 편평체적은 최적설계에서는 고려하지 않았다.

4.4 메타모델의 구성

초기모델의 설계변수 수준을 (w_1, w_2, w_3)=(1,1,1)로 잡고 각각의 설계변수의 영역을 $w_i \in [0.9, 1.1]$ 로 결정한다. 실험계획은 반응표면모델과 크리깅모델에 공통적으로 제안되고 있는 직교배열을 사용하였으며 본 연구에서는 L25 의 직교배열을 사용하였다.⁽⁵⁾

응력 (σ_{\max}) 및 편평체적 (V)의 반응표면모델은 2 차의 회귀모델을 바탕으로 순차적 회귀분석을 통하여 불필요한 항을 제거하여 다음의 모델을 얻어내었다.

$$\begin{aligned} \sigma_{\max} = & 9.52145 + 27.2667w_1 - 22.72319w_2 \\ & - 17.42029w_3 + 10.38448w_1^2 - 48.71175w_1w_2 \\ & + 43.9815w_2^2 - 12.9718w_2w_3 + 14.26278w_3^2 \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} V = & 9709136.9 - 33104.4w_1 - 105795.3w_2 \\ & - 86563.62w_3 + 8167.47w_1^2 - 4411.20w_1w_2 \\ & + 25859.02w_2^2 - 7489.24w_2w_3 + 19734.27w_3^2 \end{aligned} \quad (21)$$

크리깅모델에서도 반응표면모델에 사용되었던 25 개의 실험점들을 똑같이 사용하였으며 전역모델을 상수항으로 처리하였고 상관함수는 가우스상관함수를 사용하였다. 식 (9)의 가우스상관함수에서 상관인자 θ 는 응력과 체적에 대하여 Table 1 과 같이 구해진다.

Table 1 θ parameters for kriging models

responses	θ_{w_1}	θ_{w_2}	θ_{w_3}
stress	59.566	51.611	2.160
volume	0.039	0.342	0.081

4.5 최적화

RSM 및 크리깅 메타모델의 최적화는 Model Center 를 사용하였으며 알고리즘은 DOT(Design Optimization Tool)내의 비제약 최적화 알고리즘인 VMM(Variable Metric Method)을 사용하였으며 최적화 결과는 Table 2 와 같다.⁽⁹⁾

메타모델의 최적해가 실제모델의 최적해를 의미하는 것은 아니기 때문에 항상 실제모델에서의 해와 비교 검증하는 과정을 거쳐야 한다. 반응표면모델과 크리깅모델에서 구한 최적해를 실제모델에 적용하여 응력을 구한 결과가 Fig. 4 와 Fig. 5 에 있다. Fig. 4 와 Fig. 5 에서 알 수 있듯이 응력 분포는 비교적 균일하게 분산되었다. 최대응력은 편평형상의 변곡점보다는 편평과 편평의 접합부에서 발생하여서 제조상 보강이 가능한 부분으로 좋은 설계로 확인 되었다.

또한 각 메타모델의 신뢰도를 알아보기 위하여 Table 3 에 각 메타모델로 예측한 응력 및 체적 값과 실제 모델에서 구현한 값들을 비교하였다. 여기에서 반응표면모델 및 크리깅 메타모델을 이용한 최적설계의 결과로부터 각각 10.98%, 11.4% 최대 주응력이 줄어든 것을 확인할 수 있다.

Table 2 Optimum values of each metamodel

	Initial	RSM	Kriging
w_1	1	0.9	0.9971
w_2	1	0.9074	0.9559
w_3	1	1.0225	1.0923
stress(kgf/mm ²)	3.6437	3.3503	3.2857
volume(mm ³)	9525530	9532820	9429250

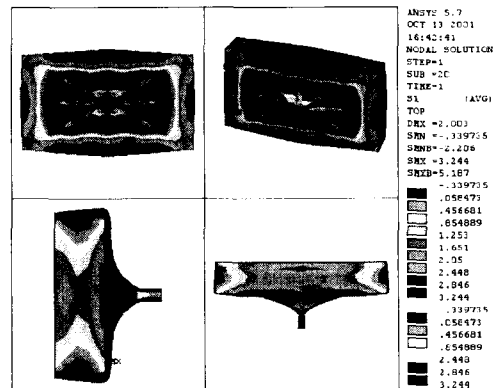


Fig. 4 Stress distribution of real model optimized using response surface model

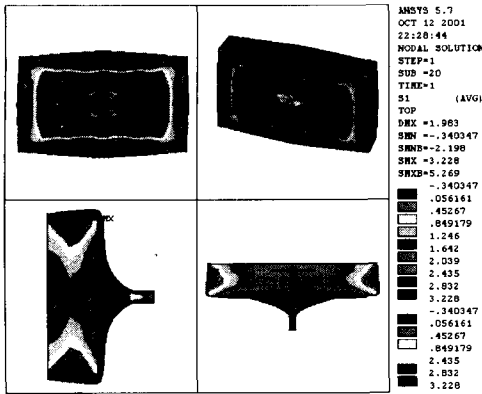


Fig. 5 Stress distribution of real model optimized using kriging metamodel

(2) CRT 모델의 형상최적설계문제에 메타모델을 적용할 경우 효율적으로 최적화를 수행할 수 있음을 확인할 수 있었으며 초기모델과 비교하였을 때, 반응표면모델과 크리깅모델을 통한 최적화를 통해 각각 10.98%, 11.4% 최대 주응력이 줄어든 새로운 형상의 모델을 구해낼 수 있었다.

(3) 본 연구에서의 CRT 모델의 경우 크리깅모델이 반응표면모델보다는 더 나은 모델을 제시해주고 있으며 예측성 또한 크리깅모델이 우수하였다.

후 기

이 연구는 한국과학재단 지정 최적설계신기술 연구센터의 지원에 의해 수행되었습니다.

참고문헌

- (1) Cressie, N. A. C., 1993, *Statistics for Spatial Data*, John Wiley & Sons, Inc., Ch 2 and Ch 3.
- (2) Burrough, P.A. and McDonnell, R.A., 1998, *Principles of Geographical Information Systems*, OXFORD UNIVERSITY PRESS, Ch 6.
- (3) Sacks, J., Welch, W.J., Mitchell, T.J. and Wynn, H.P., 1989, "Design and Analysis of Computer Experiments," *Statistical Science*, Vol. 4, No. 4, 409~435.
- (4) Giunta, A.A. and Watson, L.T., 1998, "A Comparison of Approximation Modeling Techniques: Polynomial Versus Interpolating Models," *7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis & Optimization*, Vol. 1, pp. 392~404.
- (5) Simpson, T.W., Mauery, T.M., Korte, J.J. and Mistree, F., 1998, "Comparison of Response Surface and Kriging Models for Multidisciplinary Design Optimization," *7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis & Optimization*, Vol. 1, pp. 381~391.
- (6) Ryu, J.S., Kim, M.S., Cha, K.J., Lee, T.H. and Choi, D.H., 2002, "Kriging Interpolation Method for Geostatics and DACE Model," *KSME International Journal*, Vol. 16, pp. 619~632.
- (7) Lee, T.H., Lee, K.K. and Lee, K.S., 2002, "Multi-criteria Shape Optimization of a Funnel in Cathode Ray Tubes using Response Surface Model," *Structural Multidisciplinary Optimization*, accepted.
- (8) ANSYS Inc. 2000, *ANSYS User's Guide*. Ver.5.6.
- (9) Phoenix Integration Inc. 2000, *ModelCenter User's Guide*. Ver. 3.1.

Table 3 Comparison for the accuracy of responses

		RSM	Kriging
Optimum values in metamodel	stress	3.3503	3.2857
	volume	9532820	9429250
Real model value	stress	3.2437	3.2282
	volume	9533030	9523710
Error	stress	-0.1066 (3.18%)	-0.0575 (1.75%)
	volume	-210 (0.002%)	94460 (1.002%)

5. 결 론

본 연구에서는 통계적 방법론인 실험계획법을 기반으로 개발된 근사화 메타모델인 반응표면모델과 크리깅모델을 이용하여 CRT 펀넬의 형상 최적설계문제를 정의하고 해를 구하였다. 실험계획에 의한 전산실험을 수행하고 전체 설계영역에서의 응답을 반응표면 및 크리깅메타모델을 이용하여 근사적으로 정의하였으며 이를 최적설계에 적용하고 그 결과를 검증하였다. 본 연구의 펀넬형상 최적설계과정을 통해 다음과 같은 결론을 얻었다.

(1) CRT 모델의 펀넬형상을 정의하는데 베지어 곡선을 사용하여 효과적으로 유연한 형상을 정의할 수 있었다.