

# 구조물의 시간-변화 동적응답에 대한 다중응답접근법 기반 통계적 공간-시간 메타모델<sup>§</sup>

이진민\* · 이태희\*\*†

\* 한양대학교 자동차공학과, \*\* 한양대학교 기계공학부

## Statistical Space-Time Metamodels Based on Multiple Responses Approach for Time-Variant Dynamic Response of Structures

Jin Min Lee\* and Tae Hee Lee\*\*†

\* Dept. of Automotive Engineering, Hanyang Univ.,

\*\* School of Mechanical Engineering, Hanyang Univ.

(Received December 31, 2009 ; Revised June 18, 2010 ; Accepted June 21, 2010)

**Key Words:** Statistical Space-Time Metamodel(통계적 공간-시간 메타모델), Multiple Responses Approach(다중응답접근법), Regression Model(회귀모델), Interpolation Model(보간모델), Response Surface Model(반응표면모델), Kriging Model(크리깅모델)

**초록:** 통계적 회귀모델과 보간모델은 구조공학 분야에서 실제실험과 전산실험의 결과로부터 자료를 분석하고 응답을 예측하기 위해 적용되었으며 최근 10 년 동안 다양한 설계방법론들과 함께 발전해왔다. 그러나 그들은 구조물의 크기와 형상과 같은 공간변수에 대해서만 취급해왔고 시간변수에 따라 변하는 시간-변화 동적응답을 고려할 수 없었다. 본 연구에서는 공간변수와 시간변수를 모두 취급하여 시간-변화 동적응답을 고려할 수 있는 다중응답접근법 기반 통계적 공간-시간 메타모델을 제안한다. 대표적 회귀모델인 반응표면모델과 보간모델인 크리깅모델을 구조공학 예제의 시간-변화 동적응답에 적용한다. 또한 제안한 방법의 성능을 검증하기 위해 실제함수와 비교를 통해 두 통계적 공간-시간 메타모델의 정확성을 비교한다.

**Abstract:** Statistical regression and/or interpolation models have been used for data analysis and response prediction using the results of the physical experiments and/or computer simulations in structural engineering fields. These models have been employed during the last decade to develop a variety of design methodologies. However, these models only handled responses with respect to space variables such as size and shape of structures and cannot handle time-variant dynamic responses, i.e. response varying with time. In this research, statistical space-time metamodels based on multiple response approach that can handle responses with respect to both space variables and a time variable are proposed. Regression and interpolation models such as the response surface model (RSM) and kriging model were developed for handling time-variant dynamic responses of structural engineering. We evaluate the accuracies of the responses predicted by the two statistical space-time metamodels by comparing them with the responses obtained by the physical experiments and/or computer simulations.

- 기호설명 -

$Y(\mathbf{x})$  : 실제함수(true function)  
 $\mathbf{Y}$  : 실험점의 응답(response of experiment points)  
 $\hat{Y}(\mathbf{x})$  : 통계적 메타모델(statistical metamodel)

$\hat{Y}(\mathbf{x}, t)$  : 통계적 공간-시간 메타모델(statistical space-time metamodel)  
 $\mathbf{x}$  : 공간 또는 설계변수(space or design variable)  
 $t$  : 시간변수(time variable)

§ 이 논문은 대한기계학회 2009 년도 추계학술대회 (2009. 11. 4.-6., 용평리조트) 발표논문임  
† Corresponding Author, thlee@hanyang.ac.kr  
© 2010 The Korean Society of Mechanical Engineers

### 1. 서론

구조물은 외부가진에 의해 발생하는 강제진동 (forced vibration)의 진동특성을 고려한 설계가 필

수적이다. 진동특성에 대한 가속도, 속도, 변위 등의 응답을 도출하기 위한 동적해석(dynamic analysis)은 일정시간까지 각 시간간격(time step)에 대해 반복적인 해석이 필요하기 때문에 정해석(static analysis)에 비해 일반적으로 해석시간이 많이 소요된다.

이러한 동적해석을 통해 도출되는 시간-변화 동적응답(time-variant dynamic response)을 많은 해석 횟수가 필요한 최적설계(design optimization)에 적용하게 되면 계산 비용이 기하급수적으로 증가하기 때문에 효율적인 설계를 위한 설계방법론들이 많이 연구되고 있다.

동적해석의 해석시간을 줄이기 위해 구조물의 강성(stiffness), 질량(mass), 댐핑(damping) 행렬인 시스템행렬(system matrix)의 차원을 축소시키는 다양한 모델차수축소법(model order reduction)이 연구되었다.<sup>(1,2)</sup> 또한 Park 등은 동적응답을 직접 최적설계에 적용하는 대신 동적하중에 상응하는 등가정하중을 적용하여 정해석을 통해 얻어진 응답을 이용하는 방법으로 대체하여 최적설계를 수행하였다.<sup>(3)</sup>

하지만 최적설계를 수행하기 위해서는 설계를 수행할 계수화모델(parametric model), 해석기(analyzer) 그리고 최적화기(optimizer)가 연동되는 자동화 시스템이 필요하다. 이를 완벽히 구현하기는 어렵고, 때에 따라 불가능할 수도 있다. 효율적인 설계방법론 중의 하나인 구조물의 응답에 대한 통계적 메타모델(statistical metamodel)을 구현하여 많은 해석 횟수가 필요한 최적설계, 신뢰성 기반 최적설계(reliability based design optimization: RBDO), 강건설계(robust design)에 적용한 메타모델 기반 효율적인 설계방법론들은 다양한 적용과 프로그램들과의 연동이 쉽고, 메타 모델을 이용한 자료(data)의 분석 및 예측을 통해 설계 방향성에 대한 예측이 가능하기 때문에 많은 연구가 수행되고 있다.<sup>(4,5)</sup>

하지만 시간변화 동적응답에 대한 통계적 메타모델은 시간변수(time variable)에 대한 고려가 필요하기 때문에 시간항이 중요하게 고려되는 지구통계학이나, 환경문제, 일기예보 분야에서는 연구가 수행되었으나 구조공학(structural engineering) 분야에서의 연구는 아직 수행되지 않았다.<sup>(6)</sup>

본 연구는 다중응답접근법(multiple responses approach) 기반 통계적 공간-시간(space-time) 메타모델을 수학 및 공학 예제에 적용하고, 회귀(regression) 및 보간(interpolation) 모델의 결과를 비교 분석한다.

## 2. 통계적 메타모델 분류

메타모델은 통계적 개념에서 출발하였다. 이를 공학분야에 적용하여 모집단(population)인 모사모델(simulation model)에서 실험계획(design of experiment: DOE)을 통해 표본(sample)을 추출하고, 표본자료(sample data)의 통계적 추정(statistical estimation)을 통해 메타모델을 구성한다. 메타모델은 크게 회귀모델과 보간모델로 분류된다.

### 2.1 회귀모델(반응표면모델)

대표적 회귀모델인 반응표면모델은 추정해야 할 실제함수를 식 (1)과 같이 다항식(polynomial)으로 가정한다.

$$Y(\mathbf{x}) = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i \leq j}^k \beta_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (1)$$

식 (1)을  $n$  개의 실험점에 대해서 행렬로 나타내면 다음과 같다.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{F}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2)$$

여기서  $\mathbf{Y}$  는  $n$  개의 실험점에서 응답값의 벡터이고,  $\mathbf{F}$  는 실험점에서 공간(설계) 변수값의 행렬로 선형회귀모델은 식 (1)에서 오른쪽 항의 첫 번째인 상수항과 두 번째인 1 차항 만으로 구성되고, 2 차 회귀모델은 세 번째인 2 차항까지 포함한다.  $\boldsymbol{\beta}$  는 추정해야 할 다항식의 계수벡터이고,  $\boldsymbol{\varepsilon}$  은 실험점에서 응답값과 회귀모델 추정값의 오차벡터이다.

최소자승법(least squares method)을 이용하여 오차제곱합을 최소로 하는 추정값  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  을 다음과 같이 얻는다.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{F}^T \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{Y} \quad (3)$$

이 추정된 계수를 이용하여 식 (4)와 같이 반응표면모델을 얻는다.

$$\hat{Y}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x})^T \hat{\boldsymbol{\beta}} \quad (4)$$

여기서  $\hat{Y}(\mathbf{x})$  는 추정된 반응표면모델의 응답 예측값이고,  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$  는 식 (1)에서 가정한 공간변수의 조합으로 구성된 다항함수 벡터이다.

반응표면모델은 실제함수가 다항식이라는 가정으로 최소자승법의 통계적 추정 방법을 사용하기 때문에 실험점에서의 응답값을 지나지 않는 회귀

모델이다. 그렇기 때문에 비선형성이 약한 전산실험(computer experiment)과 실험오차(experimental error)가 존재하는 실제실험(physical experiment)에 많이 사용되고 있다.

## 2.2 보간모델(크리깅모델)

대표적인 보간모델인 크리깅모델은 추정해야 할 실제함수를 식 (5)와 같이 평균(mean)에 해당하는 전역모델  $\mathbf{f}(\mathbf{x})^T \boldsymbol{\beta}$  와 편차(deviation)에 해당하는 국부모델  $Z(\mathbf{x})$ 의 합으로 가정한다.

$$Y(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x})^T \boldsymbol{\beta} + Z(\mathbf{x}) \quad (5)$$

여기서  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ 는 식 (4)와 같이 공간변수의 조합으로 구성된 다항함수 벡터이고,  $\boldsymbol{\beta}$ 는 추정해야 할 계수벡터이다.  $Z(\mathbf{x})$ 는 평균이 0 이고, 공분산이 식 (6)과 같이 정의되는 확률과정을 통해 구현된다.

$$\text{Cov} [Z(\mathbf{x}^i), Z(\mathbf{x}^j)] = \sigma_Z^2 \mathbf{R} \quad (6)$$

식 (5)는 실제함수  $Y(\mathbf{x})$ 를 평균과 편차로 표현하여 임의의 분포로 가정하는데  $\sigma_Z^2$ 는 임의의 분포로 가정한 실제함수의 분산이며, 일반적으로 정규분포로 가정한다.  $\mathbf{R}$ 은 두 실험점  $\mathbf{x}^i$ 와  $\mathbf{x}^j$  사이의 상관관계를 나타내는 상관행렬(correlation matrix)로 다음과 같이 정의한다.

$$\mathbf{R} = R(\mathbf{x}^i, \mathbf{x}^j, \boldsymbol{\theta}) = \left[ \exp \left\{ - \sum_{k=1}^d \theta_k (x_k^i - x_k^j)^2 \right\} \right] \quad (7)$$

여기서  $d$ 는 공간변수의 개수이고, 미지수  $\theta_k (k=1, 2, \dots, d)$ 는 실험점들 간의 상관도를 결정하는 상관계수이다.

식 (5)를  $n$ 개의 실험점에 대해서 행렬로 나타내면 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{F}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z} \quad (8)$$

크리깅모델은 실험자료들로 생성되는 선형 예측자(linear predictor)로 다음과 같이 표현된다.<sup>(7)</sup>

$$\hat{Y}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x})^T \hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{r}(\mathbf{x})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{F}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \quad (9)$$

여기서  $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}$  이고,  $\mathbf{r}(\mathbf{x})$ 는 예측점(prediction point)과 실험점들 간의 상관관계를 나타내는 상관벡터(correlation vector)이다.

식 (6)의 모수인 분산은 다음과 같이  $n$ 개의 데이터들로 추정된 분산으로 대체할 수 있다.

$$\hat{\sigma}_Z^2 = \frac{(\mathbf{Y} - \mathbf{F}\hat{\boldsymbol{\beta}})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{Y} - \mathbf{F}\hat{\boldsymbol{\beta}})}{n} \quad (10)$$

크리깅모델을 나타내는 식 (9)에서 유일한 미지수는 식 (7)의 상관계수  $\theta_k$ 이며 이것은 통계적 추정 방법의 하나인 최우량추정법 (maximum likelihood estimation: MLE)에 의해 추정된다.  $\theta_k$ 를 추정하기 위해 최대화해야 하는 우량함수는 다음과 같이 정의된다.

$$L = - \left( \frac{n \ln \hat{\sigma}_Z^2 + \ln |\mathbf{R}|}{2} \right) \quad (11)$$

최적화 과정에서 특이행렬(singular matrix)이 될 경우,  $\ln |\mathbf{R}|$ 의 수치 계산이 불가능해지기 때문에 식 (11)과 등가의 최우량추정과정을 다음과 같이 표현할 수 있다.

Find  $\boldsymbol{\theta}$

$$\text{Minimize } \hat{\sigma}_Z^2 |\mathbf{R}|^{\frac{1}{n}} \quad (12)$$

Subject to  $\boldsymbol{\theta} > 0$

크리깅모델은 실제함수가 평균(mean)에 해당하는 전역모델과 편차(deviation)에 해당하는 국부모델의 합으로 가정하기 때문에 실험점에서의 응답값을 지나는 보간모델이다. 그렇기 때문에 비선형성이 아주 강하고, 같은 입력에 대해서 동일한 응답을 주는 전산실험(computer experiment)에 많이 사용되고 있다.

## 3. 통계적 공간-시간 메타모델

시간-변화 동적응답에 대한 통계적 메타모델은 시

Table 1 Multiple responses for time points

S/t	$t^1$	$t^2$	...	$t^{m-1}$	$t^m$
$\mathbf{x}^1$	$Y^{11}$	$Y^{12}$	...	$Y^{1(m-1)}$	$Y^{1m}$
$\mathbf{x}^2$	$Y^{21}$	$Y^{22}$	...	$Y^{2(m-1)}$	$Y^{2m}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$\mathbf{x}^{n-1}$	$Y^{(n-1)1}$	$Y^{(n-1)2}$	...	$Y^{(n-1)(m-1)}$	$Y^{(n-1)m}$
$\mathbf{x}^n$	$Y^{n1}$	$Y^{n2}$	...	$Y^{n(m-1)}$	$Y^{nm}$
	$\mathbf{Y}^1$	$\mathbf{Y}^2$	...	$\mathbf{Y}^{m-1}$	$\mathbf{Y}^m$

간변수에 대한 고려가 필요하다. 이 시간변수를 고려하는 방법에 따라 크게 두가지 접근법이 있다.

먼저 시간변수를 구조물의 치수 및 형상과 같은 공간변수와 같이 고려하는 시공응답접근법(spatiotemporal response approach)은 시간변수에 의한 실험점이 많게 되면 메타모델을 구성하는데 많은 시간이 소요되는 단점이 있기 때문에 본 연구에서는 다루지 않는다.

효율적으로 시간변수를 고려할 수 있는 다중응답접근법(multiple responses approach)은 공간변수만 메타모델을 구성하는 변수로 고려하고 각 시간점(time point)에서의 응답들은 다중응답으로 고려하여 시간점 개수만큼의 메타모델을 구성한다.

Table 1 은 시간점에 대한 다중응답을 나타낸다. 공간변수에 대한 실험점  $\mathbf{x}^1, \mathbf{x}^2, \dots, \mathbf{x}^n$  에 대하여 각 시간점  $t^1, t^2, \dots, t^m$  에서의 응답을 모두 도출하면  $\mathbf{Y}^1, \mathbf{Y}^2, \dots, \mathbf{Y}^m$  이 된다. 이 다중응답을 이용하여 통계적 공간-시간 메타모델을 구성하게 되면 반응표면모델은 다음과 같다. 아래 첨자는 행렬의 차원을 나타낸다.

$$\hat{\mathbf{Y}}(\mathbf{x}, t)_{(1 \times m)} = \mathbf{f}(\mathbf{x})_{(1 \times p)}^T \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(p \times m)} \quad (13)$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(p \times m)} = \left\{ \mathbf{F}_{(p \times n)}^T \mathbf{F}_{(n \times p)} \right\}^{-1} \mathbf{F}_{(p \times n)}^T \mathbf{Y}_{(n \times m)}$$

크리깅모델은 다음과 같다.

$$\hat{\mathbf{Y}}(\mathbf{x}, t)_{(1 \times m)} = \mathbf{f}(\mathbf{x})_{(1 \times p)}^T \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(p \times m)} + \dots$$

$$\mathbf{r}(\mathbf{x})_{(1 \times n)}^T \mathbf{R}_{(n \times n)}^{-1} \left\{ \mathbf{Y}_{(n \times m)} - \mathbf{F}_{(n \times p)} \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(p \times m)} \right\} \quad (14)$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(p \times m)} = \left\{ \mathbf{F}_{(p \times n)}^T \mathbf{R}_{(n \times n)}^{-1} \mathbf{F}_{(n \times p)} \right\}^{-1} \mathbf{F}_{(p \times n)}^T \mathbf{R}_{(n \times n)}^{-1} \mathbf{Y}_{(n \times m)}$$

여기서  $p$  는 다항식 항의 개수이고,  $n$  은 공간변수의 실험점의 개수이고,  $m$  은 시간변수의 시간점의 개수이다. 식 (13)과 (14)에서 각 시간점에 대한 다중응답  $\mathbf{Y}^1, \mathbf{Y}^2, \dots, \mathbf{Y}^m$  에 대해 시간점 개수인  $m$  개의 예측응답을 얻게된다.

다중응답접근법 기반 통계적 공간-시간 메타모델은 시간변수를 메타모델을 구성하는 변수가 아닌 다중응답으로 고려하기 때문에 각 시간점들 사이의 응답값을 예측할 수는 없고, 동적해석을 통한 시간-변화 동적응답과 같이 각 시간점에서 예측한 응답을 단순히 직선으로 연결한다. 이 시간점들과 응답값의 실험자료를 통해 시간점들 사이의 응답값을 예측할 수 있는 통계적 공간-시간 메타모델의 연구가 수행중이다.

### 4. 예 제

#### 4.1 수학적함수 예제

식 (15)의 삼각함수 형태의 수학적함수에 대하여 통계적 공간-시간 메타모델을 적용한다.

$$Y(\mathbf{x}, t) = x_1 \sin\left(\frac{\pi}{3}t + x_2\right) \sin\left(\frac{\pi}{3}t\right) - x_1 \cos\left(\frac{\pi}{3}t\right) + \frac{x_1}{2} \sin\left(\frac{\pi}{8}t\right) + \frac{x_1}{2} \cos(10\pi t) \quad (15)$$

$$5 \leq x_1, x_2 \leq 15, 1 \leq t \leq 10, \Delta t = 0.01$$

여기서 공간변수  $x_1$  은 진폭을 나타내고,  $x_2$  는 위상차를 나타낸다. 공간변수의 실험계획은  $6^2=36$  개의 전조합실험시범(full factorial sampling)을 수행하였고, 시간변수의 시간점의 개수는 901 개이다.

Fig. 1, 2 는 실험점인  $x_1=9, x_2=11$  에서의 2 차 회귀모델과 보간모델을 나타낸다. 보간모델은 실험점에서의 응답값을 지나기 때문에 실제함수와 완전히 일치한다.

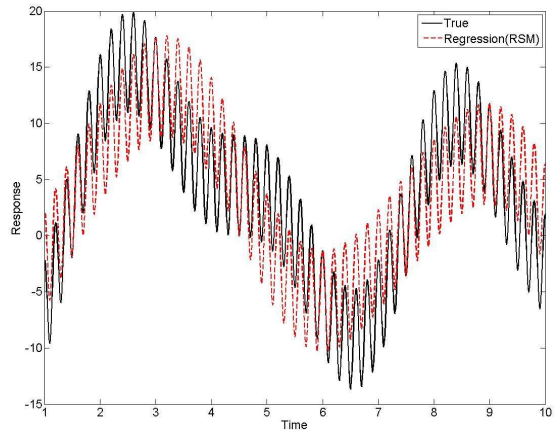


Fig. 1 Regression model(RSM) at pre-sampled point

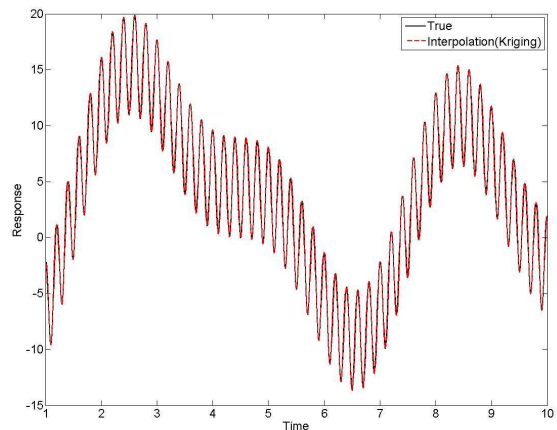


Fig. 2 Interpolation model(kriging) at pre-sampled point

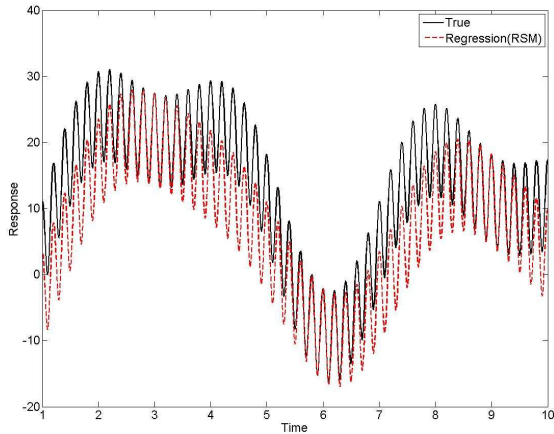


Fig. 3 Regression model(RSM) at untried point

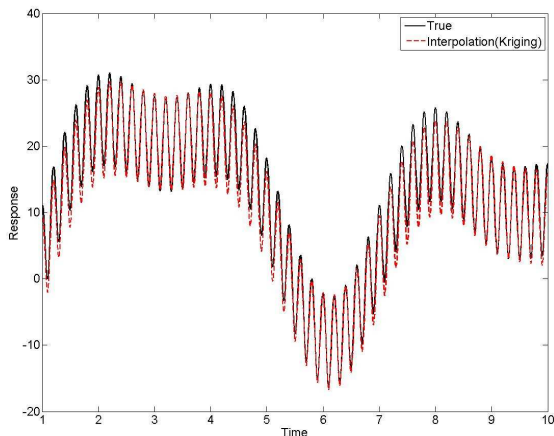


Fig. 4 Interpolation model(kriging) at untried point

Fig. 3, 4 는 예측점인  $x_1=14, x_2=6$  에서의 2 차 회귀모델과 보간모델을 나타낸다. 실험점이 아닌 예측점에서 보간모델의 응답값은 실제함수와 완전히 일치하진 않지만 회귀모델과 비교하면 정확하게 일치하고 있다.

#### 4.2 1 자유도 스프링-질량-감쇠 시스템

통계적 공간-시간 메타모델을 Fig. 5 의 외부로부터 조화가진을 받고 있는 1 자유도 스프링, 질량, 감쇠 시스템의 공학 문제에 적용한다.

조화가진의 진폭  $F_0$  는 단위 하중으로 1N 이고, 주기  $\omega$  는 0.8rad/sec 이다. 또한 초기속도는 10m/s 이고, 초기변위는 1m 이다.

공간변수는 질량체의 질량과 감쇠기의 감쇠 계수 및 스프링의 강성으로 총 3 개이고, 공간변수들의 범위는  $1 \leq m, c, k \leq 5$  로 실험계획은  $6^3=216$  개의 3 수준 전조합실험(full factorial sampling)을 수행하였다.

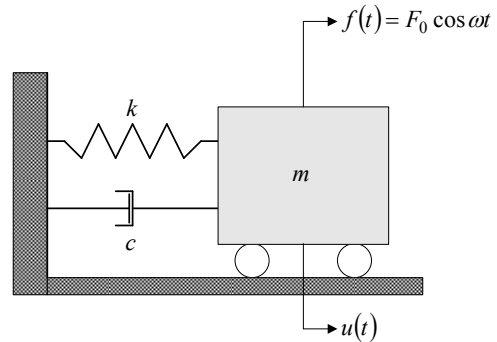


Fig. 5 1 d.o.f spring-mass-damping system

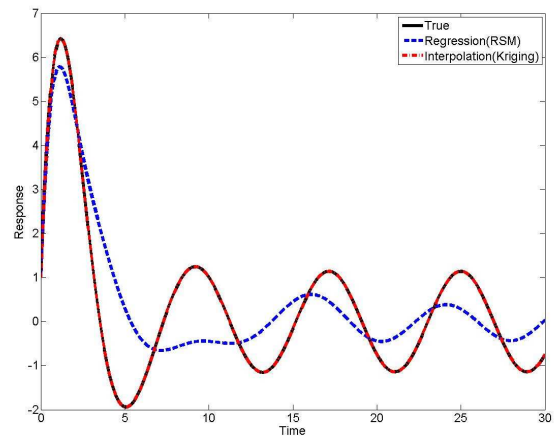


Fig. 6 Comparison of displacement predicted responses at pre-sampled point

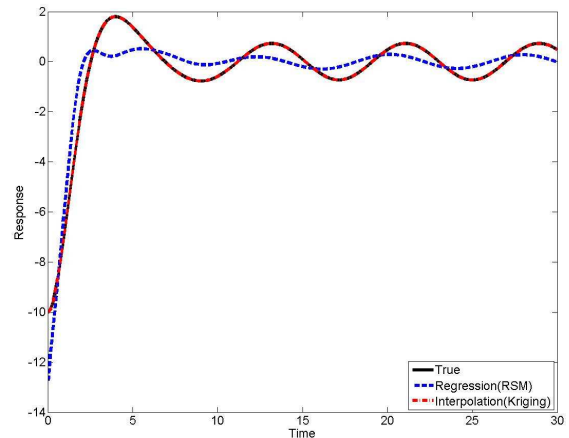


Fig. 7 Comparison of acceleration predicted responses at pre-sampled point

시간변수의 범위는  $0 \leq t \leq 30(\text{sec})$  이고, 시간점은  $\Delta t = 0.03(\text{sec})$  으로 시간점의 개수는 1001 개이다.

Fig. 6, 7 은 실험점인  $m=c=k=1$  에서 변위(displacement)와 가속도(acceleration) 응답의 실제함수와 2 차 회귀모델, 보간모델을 비교한다. 보간모델은 실험점에서의 응답값을 지나기 때문에 실제함수와 완전히 일치한다.

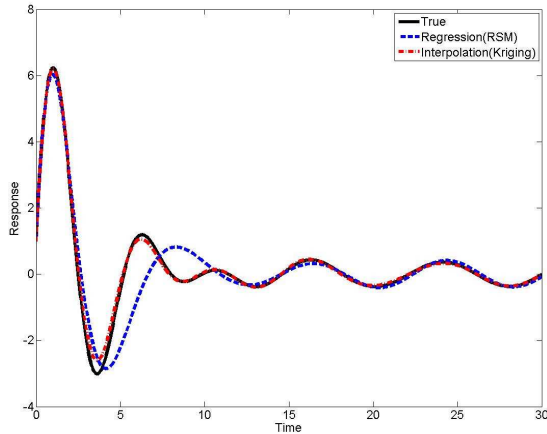


Fig. 8 Comparison of displacement predicted responses at untried point

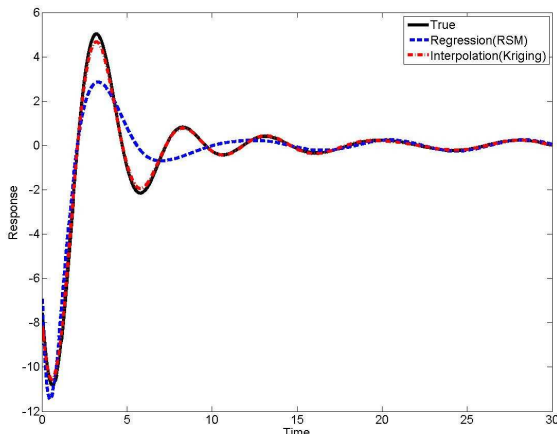


Fig. 9 Comparison of acceleration predicted responses at untried point

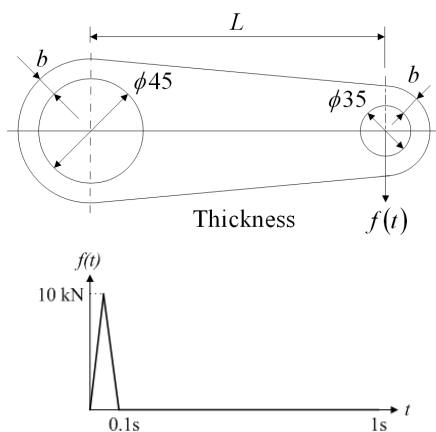
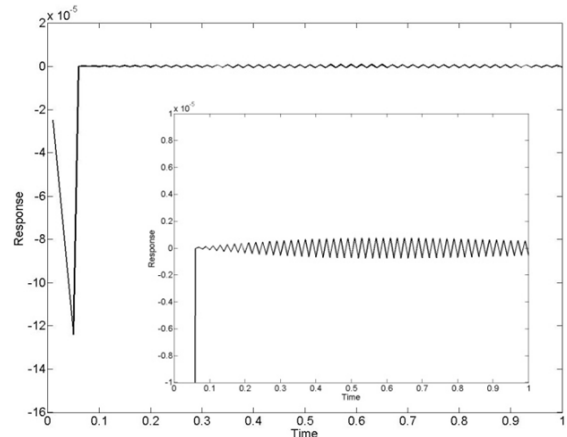


Fig. 10 Connecting rod

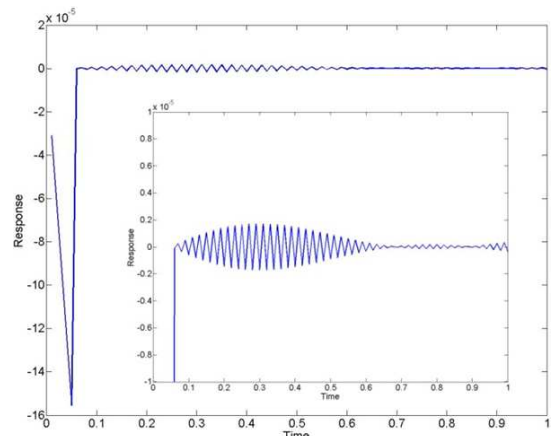
Fig. 8, 9 는 예측점인  $m=2.5, c=1.5, k=4$  에서 변위와 가속도 응답의 실제함수와 2 차 회귀모델, 보간모델을 비교한다. 실험점이 아닌 예측점에서 보간모델의 응답값은 실제함수와 완전히 일치하진 않지만 회귀모델과 비교하면 정확하게 일치하고

Table 2 Material properties of connecting rod

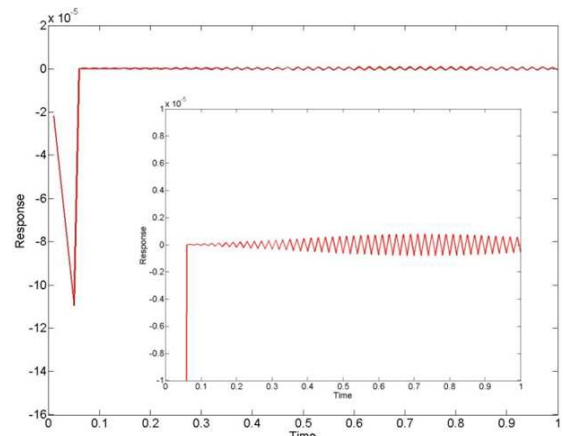
Young's modulus (GPa)	210
Poisson's ratio	0.3
Density (kg/m <sup>3</sup> )	7800



(a) True function

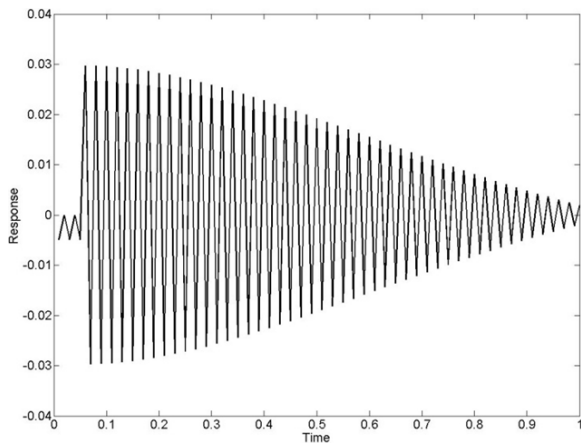


(b) 2<sup>nd</sup> order regression model(RSM)

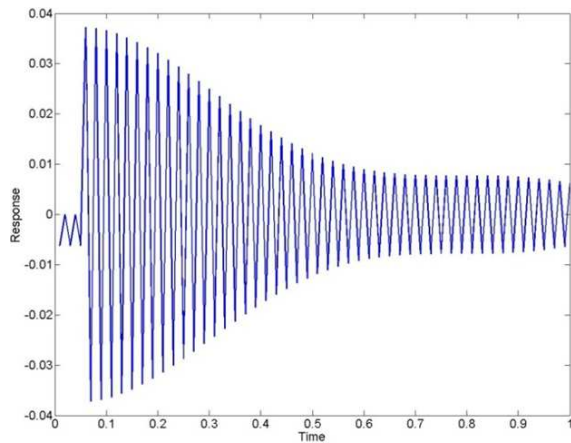


(c) Interpolation model(kriging model)

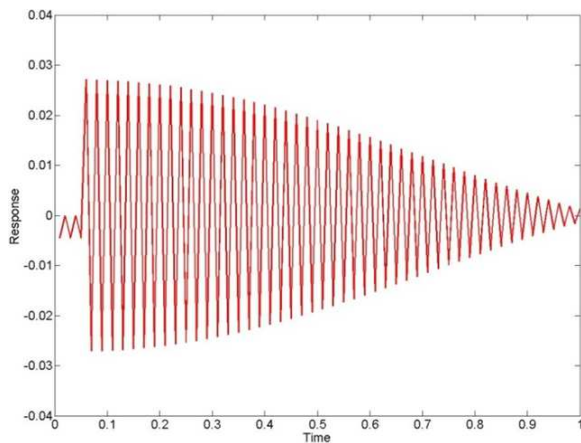
Fig. 11 Comparison of displacement predicted responses at untried point



(a) True function



(b) 2<sup>nd</sup> order regression model(RSM)



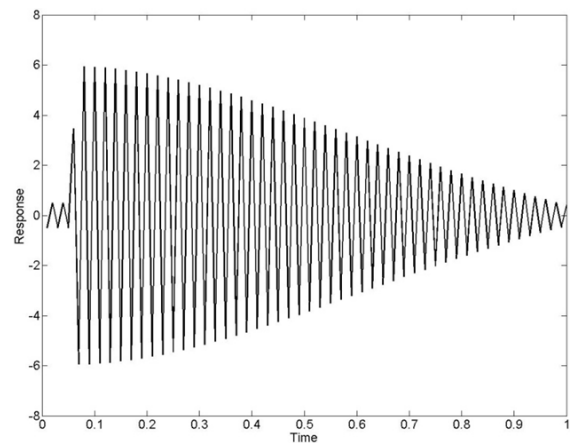
(c) Interpolation model(kriging model)

**Fig. 12** Comparison of velocity predicted responses at untried point

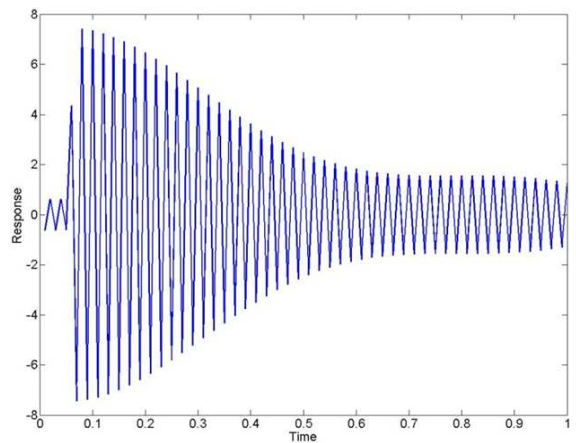
있다.

#### 4.3 커넥팅로드(connecting rod)

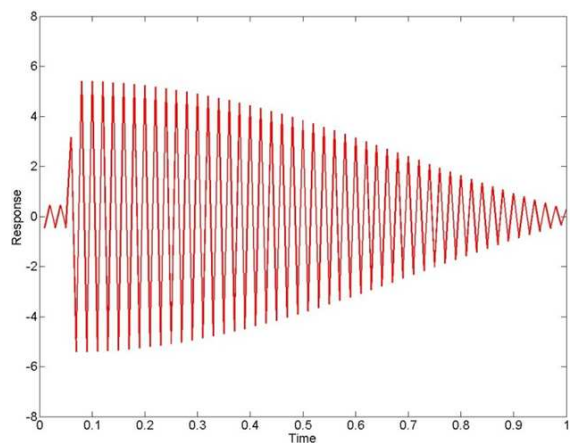
통계적 공간-시간 메타모델을 Fig. 10 과 같이 외부로부터 시간-변화 임의가진을 받고 있는 커넥팅로드 문제에 적용한다. 본 예제는 상용 유



(a) True function



(b) 2<sup>nd</sup> order regression model(RSM)



(c) Interpolation model(kriging model)

**Fig. 13** Comparison of acceleration predicted responses at untried point

한요소해석 프로그램인 ANSYS 와 연동하여 수행한다.

공간변수는  $b$ ,  $L$ , 두께(thickness)로 총 3 개이고, 범위는  $5 \leq b \leq 10(\text{mm})$ ,  $110 \leq L \leq 220(\text{mm})$ ,  $10 \leq \text{Thickness} \leq 20(\text{mm})$ 로 실험계획은  $6^3=216$  개의 전조합실험(full factorial sampling)을 수행하였다.

커넥팅로드의 물성치는 Table 2 와 같고, 시간변수의 범위는  $0.01 \leq t \leq 1(\text{sec})$  이고, 시간점은  $\Delta t = 0.01(\text{sec})$  으로 시간점의 개수는 100 개이다.

본 예제의 실험점에서의 결과는 앞의 두 예제와 같은 경향성을 보이기 때문에 생략하고, Fig. 11~13 과 같이 예측점인  $b = 9.5, L = 120, Th = 19$  에서의 변위, 속도, 가속도 응답의 실제함수와 2 차 회귀모델, 보간모델을 비교한다.

예측점에서 보간모델의 응답값은 실제함수와 완전히 일치하진 않지만 회귀모델과 비교하면 정확하게 일치하고 있다.

## 5. 결론

본 논문에서는 구조공학 분야에서 진동 특성을 나타내는 변위, 속도, 가속도와 같은 시간-변화 동적응답에 대하여 다중응답접근법을 기반으로 한 통계적 공간-시간 메타모델을 제안한다.

이를 수학 및 공학 예제에 적용하고, 회귀 및 보간모델의 결과를 비교 분석하였다. 또한 상용 유한요소해석 프로그램과 연동한 예제를 수행하여 메타모델의 장점인 다양한 설계방법론과 프로그램과의 연동이 용이함을 확인하였다.

향후연구로 설계를 위한 함수호출의 횟수를 줄이는 메타모델의 특성에 시간점 사이의 응답을 예측할 수 있어 성근 시간 표본점으로 해석을 하여 한번의 함수호출 시간을 줄일 수 있는 연구를 수행 중이며 위의 연구를 토대로 통계적 공간-시간 메타모델 기반 시간-변화 동적응답을 고려한 효율적인 최적설계 연구로 확장할 예정이다.

## 후기

본 연구는 국토해양부의 지원으로 수행된 “심해저 광물자원 집광 및 채광운용기술 개발” 사업의 연구결과 중 일부임을 밝히며, 연구비 지원에 감사드립니다.

## 참고문헌

- (1) Guyan, Robert J., 1965, "Reduction of Stiffness and Mass Matrices," *AIAA Journal*, Vol. 3, No. 2, p. 380.
- (2) Su, T. J. and Craig, R. R. Jr., 1991, "Krylov Model Reduction Algorithm for Undamped Structural Dynamics Systems," *J. Guid. Control Dyn.*, Vol. 14, pp. 1311~1313.
- (3) Park, G. J. and Kang, B. S., 2003, "Mathematical Proof for Structural Optimization with Equivalent Static Loads Transformed from Dynamic Loads," *Trans. of the KSME (A)*, Vol. 27, No. 2, pp. 268~275.
- (4) Simpson, T. W., Mauery, T. M., Korte, J. J. and Mistree, F., 2001, "Kriging Models for Global Approximation in Simulation-Based Multidisciplinary Design Optimization," *AIAA Journal*, Vol. 39, No. 12, pp. 2234~2241.
- (5) Lee, T. H., Lee, C. J. and Lee, K. K., 2003, "Shape Optimization of a CRT based on Response Surface and Kriging Metamodels," *Trans. of the KSME (A)*, Vol. 27, No. 30, pp. 381~386.
- (6) Phaedon C. K. and Andre G. J., 1999, "Geostatistical Space-Time Models: A Review," *Mathematical Geology*, Vol. 31, No. 6, pp. 651~684.
- (7) Lee, T. H. and Jung, J. J., 2007, "Chapter 16: Kriging Metamodel Based Optimization," *Optimization of Structural and Mechanical System*, ed. Arora, J. S., pp. 445~484.