한국소음진동공학회논문집 제 15 권 제 10 호, pp. 1123~1130, 2005.

전산 실험 모형을 적용한 자동차 흡기계의 소음 저감에 대한 최적 설계

The Optimal Design for Noise Reduction of the Intake System in Automobile Using DACE Model

심 현 진† · 류 제 선* · 진 정 언** · 차 경 준*** · 오 재 응****

Hyoun-Jin Sim, Je-Seon Ryu, Jung-Un Jin, Kyung-Joon Cha and Jae-Eung Oh

(2005년 2월 18일 접수 : 2005년 9월 14일 심사완료)

Key Words : DACE(전산실험), Intake System(흡기계), Kriging(크리깅), Noise(소음)

ABSTRACT

We propose an optimal design to improve the capacity by reducing the noise of the intake system. The length and radius of each component of the current intake system are selected as control factors. We accept the output from computer simulator with orthogonal arrays. Then, the Kriging estimates are computed. From this, we exploit the optimal design of the intake system by adapting simulated annealing. From the results of this optimal design, we conclude that Kriging method with the orthogonal arrays is the efficient method for Design and Analysis of Computer Experiments and we propose the useful results for the low noise intake system.

1. 서 론

최근 자동차의 소음 저감에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 자동차의 배기계와 흡기계에서 발생되는 소음은 승차감을 저해하는 주요한 원인이 되고 있다. 자동차의 정숙성은 고품질차의 주요 조건이 되고 있다. 그 중 흡기계의 소음은 중요한 연구 대상이 되고 있다.

흡기 소음은 일반적으로 500 Hz 이내의 저주파소음으로 그 자체로서 뿐만 아니라 차실 내로 전달되어 부밍음의 원인이 되는 등 승차감을 저해하는 요인이 되고 있다. 흡기소음에 대한 대책은 엔진룸 설계 후 시행착오적으로 이루어져 공시단축과 경비절감 등에서 매우 불합리할 뿐만 아니라 무리한 소음저감대책은 악영향을 미치는 결과를 초래하기도 한다. 그러나 전달행렬 기법(transfer matrix method), 음향 유한요소해석법(acoustic FEM)등의 다양한 해석기법과 시뮬레이터를 이용한 실험기법들이 제안되면서 기존의 흡기 소음저감대책에 대한 불합리성이 많이 개선되고 있다. 그러나 이 또한 기존의 경험에 의존하는 시행착오적 요소를 벗어나지 못해 많은 시간과 비용이 소요되고 있다.

이 연구에서는 흡기계를 대상으로 소음 저감 특성을 평가하고 나타난 문제점을 파악하여, 기존의 흡기계의 성능 향상을 위한 직교 배열표를 이용한 실험설계 방법과 최근에 많이 연구가 진행되고 있는 최적 설계분석 기법인 크리깅 방법을 도입하여 적용함으로써 새로운 가능성을 살펴보고자 한다. 상대적으로 소음저감 성능이 낮은 주파수영역을 보완하고자 허용되는 경계조건에서 흡기계의 설계변수 사양 제한조건을 고려하여 인자들의 비선형적인 최적조건을 찾고자 한다.

† 책임저자 : 정회원, 한양대학교 기계시스템 자동차공학과
E-mail : jiny9438@freechal.com
Tel : (02) 2294-8294, Fax : (02) 2299-3153
* 한양대학교 최적설계신기술센터
** 한양대학교 자연과학연구소
*** 한양대학교 수학과
**** 정회원, 한양대학교 기계공학부

크리깅은 남아프리카 공화국의 광산 기술자였던 D.G. Krige[1]의 이름을 본 따 이름 지어졌으며, 그는 1950년대에 샘플링된 광물질 등급(ore grade)에 기초된 분포로부터 최적의(true) 광물질 등급 분포를 결정하기 위한 경험적 방법을 개발했다. 최근에, 크리깅은 Sacks[2] 등에 의해 발표된 최초의 논문제목인 전산실험(design and analysis of computer experiments; DACE) 모형에서 적용되고 있으며, 다분야통합최적설계(multidisciplinary optimal design) 등 공학 분야에 널리 사용되고 있다.

전산실험 모형에서 최적설계분석 방법으로서 크리깅이 많이 적용되고 있는 것은 기존에 주로 사용되어 왔던 메타모형(meta model)으로서의 반응표면 모형의 여러 약점을 보완해 줄 수 있는 방법이라고 여러 연구들로부터 언급되기 시작하게 되면서이다. 실제로, 1990년대에 들면서, 미항공우주국(american institute or aeronautics and astronautics; AIAA)을 중심으로 많은 연구가 있어 왔다. 이와 관련하여 Guinta[3]는 다분야 통합 최적설계를 위해 크리깅을 수행하였고, Booker[4]은 헬리콥터 최적의 실험설계를 위한 근사모형으로서 크리깅을 적용하였다. *Simpson*[5] 등은 1990년대에 발표된 항공, 기계분야에서의 반응표면 모형을 이용한 최적화 관련 연구들을 정리하면서 이 모형의 단점을 지적하였고, 이를 보완해 줄 수 있는 대안으로서 크리깅을 제안하였다.

Simpson은 그의 박사학위 논문에서 크리깅 방법을 적용하기 위한 여러 가지 실험설계 방법들을 소개하고 있으며, Chen[6] 등은 모형의 특성, 즉, 실험점의 개수, 문제의 비선형성 그리고 설계변수의 개수 등에 따른 메타모형의 적합성을 총 14개의 다양한 함수를 이용하여 테스트 하기도 하였다. 또한 Sasena[7]은 크리깅 방법을 spline 함수와 비교하였다. 류제선[8] 등은 지구통계학에서 적용되어오고 있던 범용크리깅과 전산실험 모형에서 사용되고 있는 크리깅 방법의 차이점에 대하여 설명하였다.

2. 실험대상 및 실험설계 대상

Fig.1은 이 연구대상인 흡기계의 실제 모형이다. 자동차의 흡기계를 구성하는 요소인 메니폴드, 플리넘, 에어크리너, 파이프, 공명기 중 메니폴드, 플리넘은 엔진성능을 고려하여 실험설계가 이루어져 있으므로 설계인자에서 제외하였다. 공명기는 기본적인 흡기계의 구성이 이루어진 뒤에 실험에 대한 설계가 이루어지므로 설계인자에서 제외하였다.

Fig.2는 흡기계의 성능평가를 위해 Fig.1을 단순화한 그림이며, 각 설계변수와 수준은 Table 1에서 제시된 바와 같다. 현재 사양은 굵은 글씨체로 표시하였고, 설계변수 A의 경우는 클수록 좋으므로 현재 사양보다 증가된 값을 수준으로 설정하였다. 파라미터 설계는 강건 설계에서 중요한 직교 배열표와 다구찌 실험계획법을 적용하였다.

Fig.2는 흡기계의 성능평가를 위해 Fig.1을 단순화한 그림이며, 각 설계변수와 수준은 Table 1에서 제시된 바와 같다. 현재 사양은 굵은 글씨체로 표시

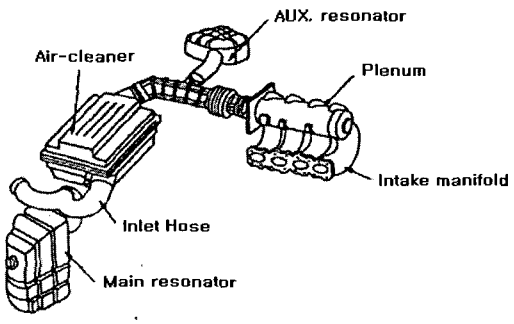

Fig. 1 Overview of intake system

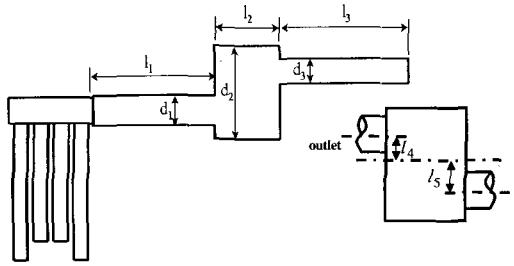

Fig. 2 Simplified model of intake system

Table 1 Control factors and level

Control factor			Level(unit : m)		
			1	2	3
A	A/C diameter	d_2	0.22	0.242	×
B	Outlet tube length	l_1	0.48	0.60	0.72
C	Outlet tube diameter	d_1	0.052	0.065	0.078
D	A/C length	l_2	0.126	0.14	0.154
E	Inlet tube length	l_3	0.60	0.75	0.90
F	Inlet tube diameter	d_3	0.052	0.065	0.078
G	Offset length of inlet	l_4	0.05	0.06	0.07
H	Offset length of outlet	l_5	0.05	0.06	0.07

하였고, 설계변수 A의 경우는 클수록 좋으므로 현재 사양보다 증가된 값을 수준으로 설정하였다. 파라미터 설계는 강건 설계에서 중요한 직교 배열표와 다구찌 실험계획법을 적용하였다.

Table 2는 Table 1에서 설명한 실험인자와 수준에 맞는 혼합 직교배열표 모형을 사용하여 설계한 것이다. 배열에는 Table 1에서 설명한 제어인자(A, B, C, D, E, F, G, H)를 배치하였다. 크리깅 추정값 산출 시에는 구한 *SN*비를 계산하여 *SN*비를 새로운 특성치로 삼아 분석을 실시하였다. 여기서 사용한 특성치는 전달손실(*TL*)이고, 전달손실은 음향요소의 소음특성 및 저감성능을 평가하기 위하여 사용된다.

이 연구에서 목적함수로 사용된 전달 손실은 관심 주파수 대역 내의 전달 손실 값을 관심 주파수로로 나누어 표현한 주파수에 대한 평균적인 값이다. 현재 시스템의 *TL*값은 34.73 dB이다.

이 실험에서는 *TL*값이 커져야 소음이 줄기 때문에 측정값이 클수록 소음 제거에 이상적이므로 망대특성을 적용한 *SN*비를 이용하였다.

Table 2 Parameter design using L18 orthogonal array

Factor	A	B	C	D	E	F	G	H	
No	1	2	3	4	5	6	7	8	*SN* ratio
1	1	1	1	1	1	1	1	1	*SN*1
2	1	1	2	2	2	2	2	2	*SN*2
3	1	1	3	3	3	3	3	3	*SN*3
4	1	2	1	1	2	2	3	3	*SN*4
5	1	2	2	2	3	3	1	1	*SN*5
6	1	2	3	3	1	1	2	2	*SN*6
7	1	3	1	2	1	3	2	3	*SN*7
8	1	3	2	3	2	1	3	1	*SN*8
9	1	3	3	1	3	2	1	2	*SN*9
10	2	1	1	3	3	2	2	1	*SN*10
11	2	1	2	1	1	3	3	2	*SN*11
12	2	1	3	2	2	1	1	3	*SN*12
13	2	2	1	2	3	1	3	2	*SN*13
14	2	2	2	3	1	2	1	3	*SN*14
15	2	2	3	1	2	3	2	1	*SN*15
16	2	3	1	3	2	3	1	2	*SN*16
17	2	3	2	1	3	1	2	3	*SN*17
18	2	3	3	2	1	2	3	1	*SN*18

3. 크리깅 기법

전산실험(computer experiments)은 여러 가지 입력값(input)을 갖는 컴퓨터 코드들(computer codes)의 수행이다. 많은 컴퓨터 실험의 특징은 결과값(output)이 "결정적"이라는 것이다. 즉, 같은 입력값을 갖는 코드는 동일한 관측값을 제공하는 것이다. 전산 실험을 수행하는 데에 있어 계산적으로 비용이 많이 들며, 실험의 일반적인 목적은 데이터에 대한 결과값에 대하여 계산적으로 비용이 덜 드는 예측값을 적합시키는 것이다. 따라서, 전산실험에서의 실험설계와 분석의 목적은 확률과정의 실현값으로서 결정적 결과값을 모형화하는 것이며, 효율적인 예측을 위해 (입력값을 선택하는) 실험설계를 위한 통계적 기반을 제공하는 것이다.

이 장에서는 자동차 흡기계의 소음을 줄이고자 하는 데에 목적이 있는 바, 이에 적용하기 위한 크리깅 방법의 수학적 모형과 크리깅 추정량 산출방법에 대하여 살펴보고, 이에 대한 산출과정을 정리한다. 또한, 크리깅 추정량을 산출하기 위한 방법으로서 메타 휴리스틱 방법(김여근 등, 1997)인 유전자 알고리즘과 담금질 모사기법의 적용 방법에 대하여 소개하고자 한다.

3.1 수학적 모형

컴퓨터 실험에서 관측값은 입력값 $\boldsymbol{x}$의 여러 가지 선택에 따라 그 모형을 수행함으로써 반응함수 $\boldsymbol{y}$로서 생성된다. 즉, 주어진 입력 변수 $\boldsymbol{X}$에 대하여 수치적으로 미분연산자를 이용하여 반응변수 $\boldsymbol{Y}$에 대한 예측값을 얻을 수 있다.

Sacks은 전산실험에서의 모형을 다음과 같은 선형모형(linear model)과 잔차(departure)의 합으로 표현하였다. 즉,

$$\boldsymbol{y}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{\delta}(\boldsymbol{x}) \tag{1}$$

여기에서 $\boldsymbol{y}(\boldsymbol{x})$는 관심 있는 미지의 함수이며, $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})$는 $\boldsymbol{x}$의 선형함수(linear function)이고 $\boldsymbol{\delta}(\boldsymbol{x})$는 평균이 0, 분산이 σ^2, 공분산이 0이 아닌 확률 과정의 실현값이다. 식 (1)의 $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})$는 반응 표면(response surface)에서의 다항 모형(polynomial model)과 비슷한 형태를 가지며, 설계 공간(design space)에서 전역적(global)인 모형이다. 또한, $\boldsymbol{\delta}(\boldsymbol{x})$

는 전역적 모형으로부터 나온 지역적 편차(localized deviation)를 표현하고 있으며, 이로 인하여 전산실험 모형은 n개의 추출된 데이터 점을 보간하고, 부드럽게 연결하는 모형이 된다.

3.2 상관함수

식 (1)에서의 $\boldsymbol{\delta(x)}$의 공분산 행렬은

$$Cov[\boldsymbol{\delta}(\boldsymbol{x}^i), \boldsymbol{\delta}(\boldsymbol{x}^j)] = \sigma^2 \boldsymbol{R}[\,R(\boldsymbol{x}^i, \boldsymbol{x}^j)]$$

으로 표현될 수 있으며, 이때 $\boldsymbol{R}$은 상관행렬(correlation matrix)이고 $R(\cdot, \cdot)$은 n개의 추출된 데이터 점들 중 두 점 $\boldsymbol{x}^i$와 $\boldsymbol{x}^j$ 사이에서의 상관함수(correlation function)이다. 따라서, $\boldsymbol{R}$은 대각이 모두 1인 ($n \times n$) 대칭이며, 양정치 행렬(positive definite matrix)이 되도록 상관함수에 대하여 제안된 특정 모형들이 있으며, 사용자에 의해 결정된다 (Sacks 등, 1989; Mitchell 등, 1992). 여기에서, n_{dv}는 설계 변수(design variable)의 개수이며, θ_k는 모형에 적합하도록 사용되어지는 미지의 상관 계수이고, $d_k = |\boldsymbol{x}_{k}^{i} - \boldsymbol{x}_{k}^{j}|$는 두 점 $\boldsymbol{x}^i$와 $\boldsymbol{x}^j$의 k번째 요소 사이에서의 거리이다.

또 다른 관심있는 용어로서 관측된 지점 $\boldsymbol{x}^1, \cdots, \boldsymbol{x}^n$와 추정하려는 지점 $\boldsymbol{x}^0$에서의 반응값 사이에서의 상관벡터(correlation vector) $\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}^0)$가 있으며, 이는

$$\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}^0) = [R(\boldsymbol{x}^0, \boldsymbol{x}^1), \cdots, R(\boldsymbol{x}^0, \boldsymbol{x}^n)]$$

으로 표현되어진다.

3.3 크리깅 추정량

식 (1)은 미지의 추정되어야 할 참값을 의미하고 있으며, 계산되어지는(즉, 가정되어지는) 모형은

$$\hat{y}(\boldsymbol{x}^0) = E[y(\boldsymbol{x}^0) \mid y(\boldsymbol{x}^1), \cdots, y(\boldsymbol{x}^n)]$$

로서 정의된다. $y(\boldsymbol{x}^1), \cdots, y(\boldsymbol{x}^n)$는 n개의 관측된 반응값이고 $y(\boldsymbol{x}^0)$는 추정하기 위한 지점 $\boldsymbol{x}^0$에서의 반응값이며, $\hat{y}(\boldsymbol{x}^0)$는 $y(\boldsymbol{x}^0)$의 추정량이다. 설계 변수 $\boldsymbol{x} = \{\boldsymbol{x}^1, \cdots, \boldsymbol{x}^n\}$와 반응값 $\boldsymbol{y}_x = \{y(\boldsymbol{x}^1), \cdots, y(\boldsymbol{x}^n)\}$이 주어져 있을 때, 관측되지 않은 입력값 $\boldsymbol{x}^0$에서의 반응값 $y(\boldsymbol{x}^0)$의 선형 예측 모형

$$\hat{y}(\boldsymbol{x}^0) = \boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{y}_x \tag{2}$$

를 고려해 보자. 이때, $\hat{y}(\boldsymbol{x}^0)$를 확률적(random)이라고 가정하며, 확률 과정에 대하여 예측값의 평균제곱 오차(mean squared error)를 최소화하는 과정을 고려한다.

즉, $\hat{y}(\boldsymbol{x}^0)$의 평균 제곱 오차

$$MSE[\,\hat{y}(\boldsymbol{x}^0)] = E[\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{y}_x - y(\boldsymbol{x}^0)]^2 \tag{3}$$

을 최소화하도록 $n \times 1$ 벡터 $\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0)$를 선택함으로써 얻어진다.

이제, 임의의 k에 대해,

$$\boldsymbol{f}'(\boldsymbol{x}^0) = [f_1(\boldsymbol{x}^0), \cdots, f_k(\boldsymbol{x}^0)],$$

그리고

$$\boldsymbol{F} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{f}'(\boldsymbol{x}^1) \\ \vdots \\ \boldsymbol{f}'(\boldsymbol{x}^n) \end{pmatrix},$$

이라 하면, 식 (2)에 의하여 식 (3)은

$$E[\,\boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{y}_x - y(\boldsymbol{x}^0)]^2 = (\boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{F}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{f}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{\beta})^2 + \sigma^2 [1 + \boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{R}\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0) - 2\boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}^0)]$$

이 되고, 불편 제한 조건은

$$\boldsymbol{F}'\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0) = \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}^0) \tag{4}$$

이므로,

$$MSE[\,\hat{y}(\boldsymbol{x}^0)] = \sigma^2[1 + \boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{R}\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0) - 2\boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}^0)]$$

이다. 식 (4)와 라그랑지 승수 $\mu(\boldsymbol{x}^0)$을 이용하여

$$\sigma^2[1 + \boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{R}\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0) - 2\boldsymbol{c}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}^0)] - \mu(\boldsymbol{x}^0)(\boldsymbol{F}'\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0) - \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}^0))$$

를 최소화하도록 $\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0)$에 관하여 편미분하면

$$\boldsymbol{R}\boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0) - \boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}^0) - \mu(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{F} = 0$$

이며, 이를 행렬로 표현하면

$$\begin{bmatrix} 0 & \boldsymbol{F}' \\ \boldsymbol{F} & \boldsymbol{R} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} -\mu(\boldsymbol{x}^0) \\ \boldsymbol{c}(\boldsymbol{x}^0) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}^0) \\ \boldsymbol{r}(\boldsymbol{x}^0) \end{pmatrix}$$

이다. 따라서, $y(\boldsymbol{x}^0)$의 최량 선형 비편향 추정량 $\hat{y}(\boldsymbol{x}^0)$는

$$\hat{y}(\boldsymbol{x}^0) = \boldsymbol{f}'(\boldsymbol{x}^0)\hat{\boldsymbol{\beta}} + \boldsymbol{r}'(\boldsymbol{x}^0)\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{y}_x - \boldsymbol{F}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \tag{5}$$

이다. 여기서 $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\boldsymbol{F}'\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{F})^{-1}\boldsymbol{F}'\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{y}_x$은 회귀계수 $\boldsymbol{\beta}$의 일반화된 최소 제곱 추정량이다. 식 (5)에서의 두 항은 상호 연관되어 있지 않으며, 두 번째 항은 잔차의 부드러운 면으로 해석되어질 수 있다. 그러므로 최적값은 다음의 두 관계로 보여질 수 있다. 즉, 일반화된 최소제곱 예측값을 얻은 다음 회귀모형이 없는 것처럼 잔차를 보간하게 된다. 마지막으로 상관인자 θ_k를 결정함으로써 최종적인 크리깅 모형을 결정할 수 있다. θ_k는 어떠한 값을 취하든지 각 실험점들을 보간하는 크리깅 모형을 얻어낼 수는 있지만 가장 적합한 크리깅 모형은 최대우도 추정법(maximum likelihood estimation) 과정을 통해 결정하게 된다.

3.4 최대우도 추정법

최대 우도 추정법은 각 데이터 점에서의 오차가 정규분포를 따른다고 가정할 수 있는 경우, 이러한 오차들을 최소화 할 수 있는 인자들을 결정할 때 사용되는 추정법으로서, n개의 실험점들을 이용하여 특정 인자 $\boldsymbol{\theta}$를 결정하고자 할 경우에는 다음과 같이 우도함수(likelihood function)을 얻어낼 수 있다.

즉, 우도함수는 $L(x^1, \cdots, x^n; \boldsymbol{\theta}) = f(x^1; \boldsymbol{\theta}) \cdots f(x^n; \boldsymbol{\theta})$ 이고, 여기서, $f(\cdot)$는 정규 분포의 확률 밀도 함수를 나타내고 있으며 우도함수가 클수록 확률적으로 보다 나은 모형을 얻어낼 수가 있다. 크리깅의 경우에는 다음과 같은 우도함수를 얻을 수 있다.

$$L(\boldsymbol{x}^1, \cdots, \boldsymbol{x}^n; \boldsymbol{\beta}, \sigma^2) = \frac{\exp\left(-\frac{(\boldsymbol{y}-\boldsymbol{f}\boldsymbol{\beta})'\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{y}-\boldsymbol{f}\boldsymbol{\beta})}{2\sigma^2}\right)}{\sqrt{\sigma^{2n}|\boldsymbol{R}|}} \tag{6}$$

식 (6)을 최대화시키는 $\boldsymbol{\beta}$와 분산 σ^2의 추정값은 일반화된 최소제곱법(generalized least square method)을 사용하여 유도해 낼 수가 있다. 이와 같이 유도된 $\boldsymbol{\beta}$의 추정값은 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$을 적용하고 σ^2의 추정값은 다음과 같이 산출할 수 있다. 즉, σ^2의 최대우도 추정량을 산출하기 위해 식 (6)을 σ^2에 관해 편미분하여 정리하면, σ^2의 최대우도 추정량 $\hat{\sigma}^2$은

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{(\boldsymbol{y}-\boldsymbol{f}\hat{\boldsymbol{\beta}})'\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{y}-\boldsymbol{f}\hat{\boldsymbol{\beta}})}{n} \tag{7}$$

이다. 미지의 상관인자인 θ_k, $k = 1, 2, \cdots, n_{dv}$는 식 (6)의 분모항을 최소화시키는 값으로 최적화 문제를 통해 결정된다. 즉 식 (7)을 식 (6)에 대입하면, $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \cdots, \theta_{n_{dv}}) \in \boldsymbol{R}^{dv}$에 대하여,

$$\phi(\boldsymbol{\theta}) = -\sigma^2 \times |\boldsymbol{R}|^{1/n} \tag{8}$$

을 최대화하는 문제와 같다. 이때, 모든 k에 대하여 $\theta_k > 0$이다.

3.5 유전자알고리즘을 적용한 상관함수의 계수 추정

이 연구에서는 유전자 알고리즘(genetic algorithm) 방법을 사용하여 식 (8)의 최적화 문제를 해결하였다. 우선, 상관함수의 계수를 추정하기 위하여는 반변이도 모형 추정 방법과는 달리 데이터로부터 직접적으로 산출한다. 최적의 상관계수를 결정하기 위해 초기 염색체 모집단을 구성한다. 각 염색체는 데이터에서의 설계변수의 개수 n_{dv}에 대하여 $(\theta_1, \cdots, \theta_{n_{dv}})$와 같이 구성되며, 염색체 후보는 염색체의 수 m개 만큼 생성된다. 이때, 상관계수의 선택범위가 결정되어 있어야 하며, 범위 내 난수를 후보 염색체로서 구성한다.

다음으로 반복계산의 수 gen이 결정되면, 두 개의 지점 $\boldsymbol{x}^i, \boldsymbol{x}^j$, $i, j = 1, 2, \cdots, n$에서의 k번째 원소 $\boldsymbol{x}_k^i$와 $\boldsymbol{x}_k^j$에 대하여 거리 d_k를 산출하고, 후보 염색체와의 곱 $\theta_k d_k$을 계산한다. 모든 k에 대하여 $\sum \theta_k d_k$을 산출하면, 상관행렬 $\boldsymbol{R}$의 (i, j)번째 원소를 구할 수 있다. 위와 같이, 모든 점에 대하여 두 개의 지점별 거리를 구할 수 있고, 따라서 상관행렬 $\boldsymbol{R}$을 산출할 수 있다. 이제, 식 (8)의 목적함수 $\phi(\boldsymbol{\theta})$를 최대화하는 $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \cdots, \theta_{n_{dv}})$ 를 얻기 위해 일반화된 회귀계수 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$을 산출하고, 이를 통해 식 (7)에서의 $\hat{\sigma}^2$를 산출한다. 다음으로 목적 함수 $\phi(\boldsymbol{\theta})$의 값을 산출하게 된다. 이 과정이 염색체를 평가하는 과정이다.

선택과 교배, 그리고 돌연변이 과정은 좋은 형질의 염색체는 그대로 선택하고 나머지는 확률적으로 확률 바퀴방법을 적용하였으며, 확률바퀴방법에 따라 선택된 유전자에 대하여는 산술적 교배 방법을, 그리고

돌연변이 연산자로는 균등 돌연변이 연산을 시행하였다. 이러한 계산은 주어진 횟수에 따라 반복 계산되며, 평가과정에서 목적함수가 향상되면 이를 계속해서 업그레이드 하여 최종 결과값으로 리턴시킨다. 이에 대한 수행 과정은 Fig. 3과 같다.

3.6 최적수준 탐색에서의 담금질 모사 기법 적용

3.5절에서 최적의 상관계수를 산출하면, 이를 통해 최적의 상관행렬의 함수 $\boldsymbol{R}$을 결정하고, 이를 통해 임의의 새로운 지점과 관측지점과의 상관벡터 $\boldsymbol{r}$을 결정하며, 크리깅 추정량을 산출한다. 샘플링된 지점으로부터 최적의 상관계수를 결정하여 Fig. 3의 프로세스를 통해 상관함수 $\boldsymbol{R}$이 산출된다. 다음으로, 새로운 지점 $\boldsymbol{x}$를 결정한다. $\boldsymbol{x}$는 설계공간에서 임의의 점으로 선택하고, 새로운 지점과 관측지점과의 상관벡터 $\boldsymbol{r}$을 결정할 수 있으며, 데이터와 상관함수 $\boldsymbol{R}$로부터 크리깅 추정량을 산출하게 된다.

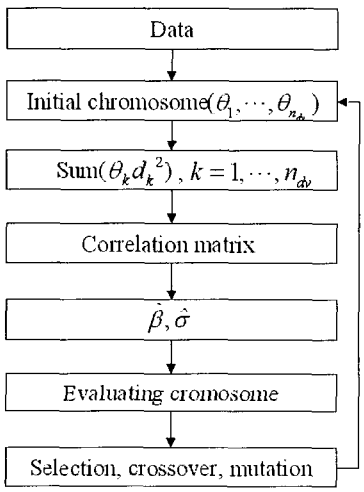

Fig. 3 A flow chart of genetic algorithm for estimating an Gaussian correlation function coefficient

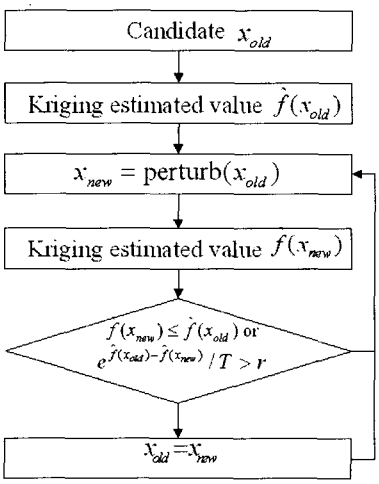

Fig. 4 A flow chart of simulated annealing for finding the optimal level

온도 스케줄링 과정에서 초기온도 T와 최저온도 Tmin 그리고 온도 변화율 Tr을 결정한다. Tr은 온도의 하강 속도를 의미하며, 보통 0.95와 0.99에서 결정된다. 내부루프 L은 1로 결정하였는데, 이는 온도 스케줄링 과정에서 온도의 하강 수준을 약하게 하여, 충분한 회수의 수행을 함으로써 내부루프의 과정은 생략하는 의미가 된다.

다음으로, 초기값 $\boldsymbol{x}$주변에 있는 $\boldsymbol{y}$의 값을 선택하는데, $\boldsymbol{x}$의 각 원소 x_i, $i = 1, \cdots, n_{dv}$에 대하여 y_i는 평균이 x_i이고, 분산은 설계 변수 영역 내에서의 일양 분포(uniform distribution)의 분산으로 하는 정규분포를 따른 난수를 발생시킴으로써 결정되도록 하였다.

즉, $y_k = x_k + rnorm(0, (b_k - a_k)^2/12)$, 여기에서 y_k는 $\boldsymbol{y}$의 k번째 요소이고, x_k는 $\boldsymbol{x}$의 k번째 요소이며, a_k와 b_k는 k번째 설계변수 영역의 최소값과 최대값이다.

또한 $rnorm(\mu, \sigma^2)$는 평균이 μ, 분산이 σ^2인 정규분포를 따르는 난수이다. 따라서, 새로운 값 $\boldsymbol{y}$에서도 마찬가지로, 샘플링된 지점 사이에서의 상관함수 벡터 $\boldsymbol{r}$을 산출하고, 크리깅 추정량을 산출하게 된다. 마지막으로, 두 점 $\boldsymbol{x}$와 $\boldsymbol{y}$에서의 크리깅 추정값을 비교하고, 새로운 점이 크거나, 볼쯔만 확률값이 임의의 난수보다 클 때(즉, 확률적으로), 새로운 값은 기존의 값 x로 대체된다. 이러한 과정을 통해 실험에서의 최적 수준을 얻게 된다. 이에 대한 수행과정은 Fig. 4 와 같다.

4. 분석결과

4.1 흡기계 데이터에서의 상관함수 추정

수학적 함수에서의 최적화를 적용 시와 같이 최적의 상관 계수 $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \cdots, \theta_n)$을 결정하기 위해 유전자 알고리즘을 적용할 때의 염색체의 수는 $m = 20$,

그리고 세대수 $gen=1000$으로 하였고, 식 (8)에서의 목적함수 $\phi(\theta)$를 최대화하도록 하였다. 선택 과정에서는 (0, 1)에서의 난수 r을 발생시킨 후, [20 $\times r$] 개수는 우수한 형질의 염색체를 그대로 유전시키고, 나머지는 확률적으로 선택하도록 하였다. 여기에서 [·]은 · 를 넘지 않는 최대 정수이다. 교배연산자의 가중치는 $a=0.7$, 교배율 $p_c=0.3$, 그리고 돌연변이율은 $p_e=0.1$로 하였다.

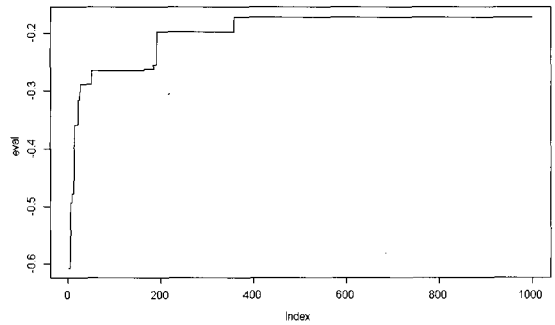

Fig. 5 The evolutionary process of objective function values as the generation is increased

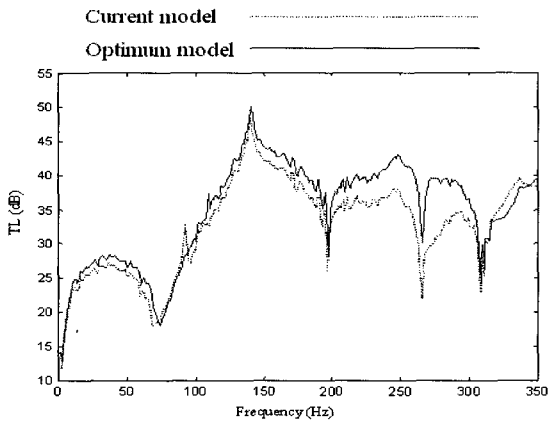

Fig. 6 Simulation results of transmission loss from Kriging method and current exp.

Table 3 An optimal correlation parameter

	A	B	C	D
Correlation parameter	0.9380	0.0302	0.2518	0.7240
	E	F	G	H
Correlation parameter	0.0106	0.0671	0.0922	0.0260

Table 4 An optimal level of the intake system

	A	B	C	D
Optimal level	0.2221	0.4962	0.0772	0.1457
	E	F	G	H
Optimal level	0.6738	0.0780	0.0626	0.0649

Fig. 5는 흡기계 데이터에서의 상관함수의 계수 추정에서의 세대별 진화과정을 보여주고 있다. 이를 통해 최적의 상관계수는 Table 3과 같은 결과를 얻었으며, 목적함수 $\phi(\theta)$의 값은 −0.1938이었다.

4.2 담금질 모사기법을 적용한 저소음 흡기계 인자의 선택

위에서 결정된 상관함수의 계수를 이용하여 식 (5)에서의 크리깅 산출식과 담금질 모사기법을 적용하여 흡기계에서의 최적수준을 산출하면 아래의 Table 4와 같다. 담금질 모사기법을 적용시 초기온도 T는 1, 그리고 온도 하강율은 많은 수행과정을 반복하기 위해 Tr은 0.9999, 최저온도 Tmin은 10-6으로 하였다.

위에서 구한 최적수준을 적용하여 흡기계 성능평가 소프트웨어로 재해석을 위해 실제 TL 값을 산출한다. 이 연구에서 사용된 흡기계 성능평가 소프트웨어의 신뢰성을 검증하기 위해서 흡기계의 TL값을 실험을 통하여 구할 수 있다. 수행한 결과는 Fig. 6 과 같으며, TL의 레벨이 36.95 dB로서 현재의 실험설계보다 2.22 dB 향상된 결과를 얻을 수 있었다.

5. 결 론

최적화 수행을 위하여 3수준의 혼합직교배열 모듈과 크리깅 기법을 사용하였다. 실험설계는 먼저 직교배열표를 이용하여 주인자들을 해석한 후, 크리깅 추정량을 산출하여 유의한 최적조건을 찾을 수 있었다.

이 논문에서 흡기계의 저소음화 기법의 제안을 수행하여 얻은 결론은 다음과 같다.

첫째, 이 설계에서는 크리깅 방법을 도입하였다. 이 방법은 기존의 최적화 방법과는 달리 통계적 이론을 바탕으로 상관성이 강하고 비선형적인 문제를 해결하는 데에 사용될 수 있다. 따라서, 좀 더 이론적으로 명확한 방법을 도입함으로서 최적설계에 대한 새로운 방법을 제안하였다.

둘째, 실험치를 직접 최적화에 적용하는 것보다 SN비를 적용하여 최적설계를 하는 것이 자료의 신뢰도 측면에서 더 좋은 결과를 줄 수 있다는 것을 확인할 수 있었다.

셋째, 흡기계 최적설계문제에서 상관함수의 계수의 최적값을 적용하여 최적수준을 결정한 결과 흡기계의 TL값은 현재의 설계보다 2.22 dB 향상된 결과를 얻을 수 있었다.

향후 보완해야 할 점으로는 메타휴리스틱 방법이 확률적으로 전역적 최적값을 산출하기 때문에 항상 유일한 값을 제공하지는 않다는 점이다. 따라서 보다 정확한 최적값을 얻기 위해서는 보다 많은 실험을 수행하는 것이 필요하리라 사료된다. 그리고 향후 시스템의 최적화에 있어서 목적 함수 개선을 통한 실제 성능의 향상과 공명기를 적용한 경우에 대한 최적화 연구가 보강되어야 한다.

참 고 문 헌

(1) Krige, D. G., 1951, "A Statistical Approach to Some Basic Mine Valuation Problems on the Witwatersrand.", Journal of the Chemical. Metallurgical and Mining Society of South Africa. Vol. 52, pp. 119~139.

(2) Sacks, J., Welch, W. J., Mitchell, T. J. and Wynn, P. H., 1989, "Design and Analysis of Computer Experiments.", Statistical Science, Vol. 4, No. 4, pp. 409~435.

(3) Guinta, A. A., 1997, "Aircraft Multidisciplinary Design Optimization Using Design of Experiments Theory and Response Surface Modeling, Ph. D. Dissertation and MAD Center Report No. 97-05-01", Department of Aerospace and Ocean Engineering, Virginia, Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, VA.

(4) Booker, A. J., 1996, "Case Studies in Design and Analysis of Computer Experiments. Proceedongs of the Section on Physical and Engineering Sciences", American Statistical Association.

(5) Simpson, T. W., Peplinski, J. D., Koch, P. N. and Allen. J. K., 1997, "On the use of Statistics Indesign and the Implications for Deterministic Computer Experiments", ASME Design Engineering Technical Conferences, Sept. 14-17,1997, Sacramento, California.

(6) Chen, W., Jin, R. and Simpson, T. W., 2002, "Comparative Studies of Meta-modeling Techniques Under Multiple Modeling Criteria. 8th ALAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidiscriplinary Analysis and Optimization", AIAA-2000-4801.

(7) Sasena, M. J., 1998, "Optimization of Computer Simulations via Smoothing Splines and Kriging Metamodels", M. S. Thesis, Department of Mechanical Engineering. University of Michigan, Ann Arbor, MI.

(8) Cha, K. J., Park, Y. S., Ryu, J. S. and Jin, J. U., 2002, "The Kriging Method with Robust Design for Low Noise Intake System", The Korean Society for Quality Management, Vol. 30, No. 1, pp. 133~143.

(9) Chambers, L., 1994, "Practical Handbook of Genetic Algorithm", CRC Press.

(10) Davis, L., 1991, "Handbook of Genetic Algorithm", Van Nostrand Reinhold.

(11) Metropolis, N., Rosenbluth, M. and Rosenbluth, A, 1953, "Teller and E. Teller Equation of State Calculations by Fast Computing Machines.", Journal of Chemical Physics, Vol. 21, pp. 1087~1092.

(12) Oh, J. E., Han, K. H. and Son, D. Y., 1996, "The Design Technique for Low-noise Intake System of Vehicle", Proceedings of Autumn Conference, Korean Society of Automotive Engineering, pp. 317~322.

(13) Ryu, J. S., Kim, M. S., Cha, K. J., Lee, T. H. and Choi, D. H., 2002, "Kriging Interpolation Methods in Geostatistics and DACE Model", KSME International Journal, Vol. 16, No. 5, pp. 619~632.

(14) Joe, Y. G., Oh, J. E. and Lee, Y. Y., 2002, "The Robust Design of Low Noise Intake System with Experimental 4-poles", Transaction of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 12, No. 6, pp. 405~412.