

論文

J. of The Korean Society for Aeronautical and Space Sciences 44(6), 537-543(2016)

DOI:http://dx.doi.org/10.5139/JKSAS.2016.44.6.537

ISSN 1225-1348(print), 2287-6871(online)

실험비용을 고려한 적응적 실험설계법 기반 KF-16 피칭모멘트계수 모델링

이돈구*, 진 현**, 안재명***, 이영빈****

Pitching Moment Coefficient Modeling of KF-16
using Adaptive Design of Experiments with cost consideration

Don-Goo Lee*, Hyeon Jin**, Jaemyung Ahn*** and Yeongbin Lee****

Korea Advanced Institute of Science and Technology* ,***

Korea Aerospace Industries, LTD.**

Agency for Defense Development****

ABSTRACT

A new approach to systematically model aerodynamic coefficients using an adaptive sampling based wind tunnel testing considering cost is proposed. The Latin Hypercube design is used for selecting initial test points. The Gaussian Process (GP) is iteratively used during the experiment to determine additional experimental points that minimizes the uncertainty reduction per incremental cost. A numerical simulation based experiment was conducted using the static aerodynamic coefficient database a fighter aircraft, which demonstrated the validity of the proposed method.

초 록

KF-16의 1/33 축소 모형 공력 데이터베이스를 기반으로 풍동실험에 적응적 실험설계법을 적용하는 경우 실험의 정확도뿐만 아니라 풍동 실험에 소요되는 비용을 최소화할 수 있도록 추가 실험점 선택 방법에 대한 연구를 수행하였다. 라틴방격법을 이용하여 초기 실험점을 선택하였고, Gaussian Process를 통해 불확실성이 가장 크면서도 실험에 소요되는 비용이 상대적으로 적은 추가 실험점을 선택하였다. 공력계수 모델링은 가장 비선형성이 큰 피칭모멘트계수를 정확히 모델링 하는 것을 목표로 하였다. 실험 비용을 고려한 적응적 실험설계법을 적용한 경우, 기존의 적응적 실험설계 방법론에 비해 모델의 정확도와 실험에 소요되는 비용에 어떤 영향을 미치는지 알아보았다.

Key Words : Aerodynamics coefficients(공력 계수), Wind tunnel testing(풍동 실험), Adaptive Design of Experiments(적응적 실험설계법), Response Surface(반응 표면)

1. 서 론

항공 산업의 고도화 및 정밀화로 인하여 항공

기를 비롯한 무기 체계에 대한 개발 및 검증 수요가 날이 증가되고 있다. 특히 비행체의 정확한 공력계수를 획득하고자 수행하는 풍동 실험

† Received : January 14, 2016 Revised : May 27, 2016 Accepted : May 30, 2016

*** Corresponding author, E-mail : jaemyung.ahn@kaist.ac.kr

(Wind Tunnel Testing)에 대한 수요가 나날이 증가되고 있는 상황이다. 풍동 실험은 실험에 소요되는 경제적, 시간적 자원이 상당히 높으므로, 풍동 실험을 효율적으로 진행하기 위해서 국내외에서 다양한 연구가 수행되고 있다. 풍동 실험의 효율성 향상을 위해서는 실험설계법(Design of Experiments, DoE)을 적용하여 실험을 수행할 실험점을 선택하는 방법에 대한 연구가 주를 이루고 있다. 미국에서는 NASA Langley Center에서 1980년대부터 실험설계법의 풍동실험 적용에 대한 연구가 수행되어 왔고 [1,2], 국내에서는 2000년대부터 이와 관련된 연구가 수행되어오고 있다[3-6]. 최근에는 전통적인 실험설계법 적용 방식을 발전시킨 적응적 실험설계법(Adaptive Design of Experiment)에 대한 연구가 국내에서 수행되고 있다. 적응적 실험설계법이란, 실험을 통해 획득한 정보를 다음 실험점을 결정하는데 활용하여 정보의 효율성을 극대화하는 방법이다. 기존의 전통적 실험설계법은 풍동 실험의 1 Run을 수행하기 위한 실험점을 사전에 결정해 둔 상태에서 계획된 실험점들에서만 데이터를 획득하지만, 적응적 실험설계법을 적용하는 경우 1 Run을 수행하는 도중에도 직전에 획득한 데이터를 반영하여 다음 실험점들을 결정해서 실험을 수행하게 된다.

본 연구는 기 수행되었던 KF-16 모델의 공력 데이터베이스 구축 실험[7]에서 획득한 KF-16 모델의 공력 데이터베이스를 이용하여 컴퓨터 시뮬레이션 방식으로 수행되었다. 초기 실험 단계에서는 데이터베이스 내에 존재하는 실험점들 내에서 라틴방격법을 이용하여 실험점을 결정 후, 해당 지점에서의 공력계수 측정값을 데이터베이스에서 추출하여 메타모델을 도출하였다. 적응적 실험점 선택 단계에서도 데이터베이스에 존재하는 실험점을 다음 실험 수행 지점의 후보군으로 설정하여 실험을 진행하였다. 본 논문은 공력계수 중 가장 비선형성이 큰 특징을 나타내는 피칭모멘트계수를 모델링하는 것을 목표로 하였다. 피칭모멘트계수 모델링은 비행체의 조종면을 모두 0도(degree)로 고정해 둔 상태의 형상에 대한 모델링을 목표로 하였으며, 실험 인자(factor)는 받음각(angle of attack, α), 옆미끄럼각(sideslip angle, β)의 2가지 변수로 설정하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장은 실험에 사용된 모델과 공력 데이터베이스를 획득했던 풍동에 대한 제원을 소개한다. III장은 적응적 실험설계법에 사용된 Gaussian Process에 대한 설명과 함께 실험 비용을 고려한 추가 실험점 선택

방법론에 대해서 설명한다. IV장에서는 제안 방법론을 이용한 KF-16의 피칭모멘트계수 모델링 결과를 소개한다. 마지막으로 V장에서 본 연구에 대한 결론을 기술한다.

II. 풍동 실험 모델 및 장치

2.1 실험 모형

본 실험에서는 대한민국 공군의 주력기인 KF-16의 1/33 축소 모형을 사용하였다. KF-16은 F-16C/D 블록 52 전투기가 개조되어 1991년 4월 경 한국에 도입되었고 현재의 이름으로 명명되었다. KF-16 축소 모형의 날개길이(wing span)는 274.32 mm이며, 모형의 자세한 제원은 Table 1에 기재하였다. KF-16 모형에는 플래퍼론(flaperon), 방향타(rudder), 그리고 수형 꼬리날개(horizontal tail)의 3가지 조종면을 구현하였다. Fig. 1은 CATIA를 이용해 모델링한 실험 모형의 형상을 나타내고 있다. 실험 모형은 알루미늄으로 제작하였으며, 제작 후 3차원 측정을 이용하여 제작의 정밀도를 검증하였다.

2.2 실험 장치 및 방법

본 실험은 국방과학연구소(ADD)의 파일럿 풍동에서 수행되었으며[7] 본 논문에서는 실험을 통해 얻어진 공력 데이터베이스를 이용한 컴퓨터 시뮬레이션 방식의 실험을 반복 수행하였다. 실험이 이루어진 풍동의 제원은 폭 0.75 m, 높이 0.563 m, 길이 2.188 m이며 수축비 9.0인 단일

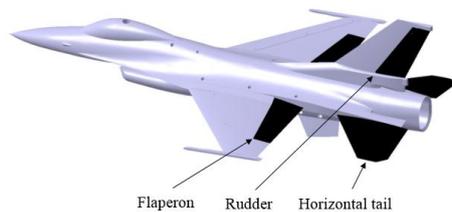


Fig. 1. KF-16 3D Model (CATIA)

Table 1. Key Specification of Test Model

Wing span	274.32 mm
Reference area	0.0251 m ²
MAC(\bar{c})	103.46 mm
Reference c.g. location	0.35 \bar{c}
Wing airfoil	NACA 64A204
Scale	1:33.3

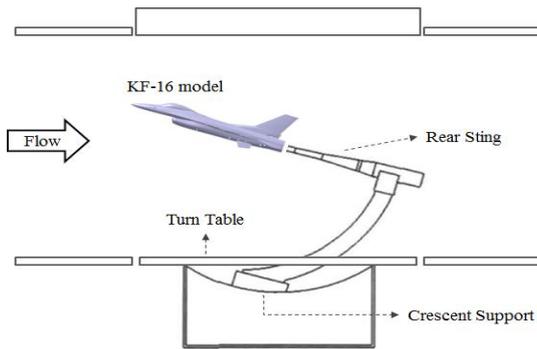


Fig. 2. Experimental setup for Wind tunnel testing

Table 2. Estimated uncertainties

Coefficient	Mean	Uncertainties
C_D	0.0244	± 0.0025
C_Y	0.0278	± 0.0082
C_L	0.0805	± 0.0082
C_i	0.0028	± 0.0003
C_m	-0.0164	± 0.0020
C_n	-0.0066	± 0.0007

폐회로식이다. 실험은 유속 50m/s, 레이놀즈수 3.4×10^5 으로 실험하였다. Fig. 2는 풍동의 시험부에 설치된 실험 모형과 모형을 지지하기 위한 지지대 등 관련 실험 장치를 나타낸 실험 구성도이다. 실험 데이터는 풍동실험을 위해 사용된 지지부와 벽면 등으로 인한 영향[8]이 포함되어 있기 때문에, 이를 제거하기 위한 보정 작업이 수행되었으며 보정된 데이터에 대한 불확실도[3] 분석을 수행하였다. Table 2는 모든 타면을 치지 않은 기본 상태에서 받음각 및 옆미끄럼각이 0°인 경우에 대한 힘과 모멘트의 무차원 계수에 대한 불확실도 분석 결과를 나타내고 있다.

III. Gaussian Process 및 실험 비용을 고려한 적응적 실험점 선택

본 연구에서는 초기 실험을 통해 도출된 모델을 바탕으로 적응적으로 실험점을 선택하기 위하여 Gaussian Process를 사용하였다. 추가 실험점을 선택하는 기준으로는 기존에 사용되었던[4] 가장 불확실성(uncertainty)이 높은 지점을 선택하는 방법에서 풍동실험 수행비용을 함께 고려하였다. 추가 실험점을 결정하기 위한 불확실성 예측은 다음 장에 기술된 Gaussian Process를 이용

하여 확률적으로 계산되었으며, 기 수행되었던 공력 데이터베이스는 만들어진 메타모델을 검증하기 위한 용도로 사용되었다. Gaussian Process와 실험비용을 고려한 실험점 선택에 대한 자세한 내용은 아래와 같다.

3.1 Gaussian Process

Gaussian Process는 joint Gaussian distribution을 따르는 유한한 선형 조합의 샘플들이 갖는 확률과정을 말한다[9]. 즉, 유한한 선형 조합을 가지고 joint Gaussian distribution을 연장한 것이 Gaussian Process라고 볼 수 있다. Gaussian Process를 이용하여 메타모델링을 수행하는 것을 Gaussian Process Regression이라고 하는데 이는 베이지언(Bayesian) 추정의 일종으로 비선형 regression 과정에서 사용되는 기법이다. Gaussian Process Regression에서는 입력과 출력에 대한 정보가 없을 때 그 사이의 사전확률을 정의하기 위해 평균함수(mean function)와 공분산함수(covariance function)을 정의하게 되는데 이는 입력의 함수로 나타내어져서 출력에 대한 정보가 된다. 평균함수의 경우 보통 상수로 정의하게 되고 공분산 함수의 경우는 다음 식 (1)과 같은 non-isotropic squared exponential 함수의 형태로 사용한다.

$$K(x, x') = \sigma_0^2 \exp \left[-\frac{1}{2} (x - x')^T \Lambda^{-2} (x - x') \right] \quad (1)$$

where $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$

식 (1)에서 공분산 함수의 개형을 결정짓는 Λ 와 σ^2 를 hyperparameters라고 한다. 본 연구에서는 식 (1)의 형태에서 입력과 출력 사이의 잡음을 더하여 공분산 함수를 정의하였고, 그 식은 다음 식 (2)와 같다.

$$K(x, x') = \sigma_0^2 \exp \left[-\frac{1}{2} (x - x')^T \Lambda^{-2} (x - x') \right] + \sigma_n^2 I \quad (2)$$

앞서 Gaussian Process Regression이 베이지언 추정의 일종이라 하였는데, 이는 우도함수(likelihood function)를 이용하여 모수(parameter)의 값을 추정하기 때문이다. 위 식 (2)의 모수에 해당하는 hyperparameters를 최적화하기 위해 많은 방법을 사용할 수 있지만 본 연구에서는 최적화된 hyperparameters를 찾기 위한 방법으로 주변 최대우도 추정법(marginal likelihood function)을 이용한다. 최적화된 hyperparameters와 주어진 정보를 바탕으로 입력과 출력의 관계가 다음 식 (3)의 joint Gaussian distribution을 따르게 되고 조건부 평균함수와 공분산 함수를

다시 나타내면 다음 식 (4)와 같게 된다.

$$\begin{bmatrix} y \\ f_* \end{bmatrix} \sim N\left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma_n^2 I & K(X, X_*) \\ K(X_*, X) & K(X_*, X_*) \end{bmatrix}\right) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \bar{f}_* &= K(X_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I]^{-1} y, \\ \text{cov}(f_*) &= K(X_*, X_*) - K(X_*, X) [K(X, X) + \sigma_n^2 I]^{-1} K(X, X_*) \end{aligned} \quad (4)$$

3.2 실험비용을 고려한 적응적 실험점 선택

풍동실험에 적응적 실험설계법을 적용한 기존의 연구[4]에서는 단순히 실험점이 가지는 데이터의 불확실성(Uncertainty)이 가장 큰 지점을 탐색하여, 해당 지점을 다음 실험점으로 선택하여 실험을 수행하였다. 이와 같은 기존의 접근 방법의 경우 추가 실험을 통해서 얻는 데이터의 정확도 향상(혹은 데이터의 불확실성 감소)을 최대화 할 수 있지만, 해당 실험점의 실험 환경을 설정하는데 소요되는 시간이 많이 소요될 가능성이 존재한다. 실험 수행에 상당한 고비용이 요구되는 풍동 실험의 경우, 실험 수행자가 얻고자 하는 정확도를 유지하면서 실험 수행비용을 줄이는 것이 중요하다. 이를 위해서는 적응적으로 실험점을 선택하는 과정에서 결과의 정확도 향상과 더불어 실험 수행비용 절감을 고려해야 한다.

풍동실험의 실험 수행비용은 풍동을 작동하여 시험부 내에 바람이 부는 시간(Wind-On Time)과 직접적으로 상관관계를 가지고 있다. 따라서 풍동실험의 수행비용을 줄이기 위해서는 풍동을 동작하는 시간을 최소화하여야 한다.

풍동실험 수행비용을 줄이기 위해서 본 연구에서 실험점을 선택하는데 고려한 사항은 다음의 3가지이다.

- 실험 모형을 원하는 실험점으로 이동하는 시간 :

$$t_{moving}$$

- 유동 안정화 및 데이터 측정 시간 : $t_{measure}$

- 다음 실험점 선택을 위한 계산 시간 :

$$t_{computing}$$

실험 비용을 고려한 적응적 추가 실험점 선택 과정을 수식으로 표현하면 다음과 같다. N개의 실험 데이터를 이용한 Gaussian Process Model을 GP_N 이라고 할 때, S는 선택 가능한 추가 실험점의 후보군이다. M개의 추가 실험점을 선택하는 경우 실험 소요 비용을 최소화하면서 가장 불확실성이 큰 실험 지점을 찾는 과정은 아래의 식 (5)와 같이 표현된다.

$$\max_{s \subset S; |s|=M} \frac{H(\mathbf{v} | \mathbf{z}_N) - H(\mathbf{v} | \mathbf{z}_N, \mathbf{y}_s) \triangleq I(\mathbf{v}; \mathbf{z}_s | \mathbf{z}_N)}{t_{moving} + t_{measure} + t_{computing}} \quad (5)$$

여기서 \mathbf{v} 는 verification variable, 즉, 불확실성을 계산하고자 하는 변수로 본 연구에서는 피칭모멘트계수를 의미한다. $H()$ 는 벡터의 엔트로피를 의미하며, $I(x_1; x_2)$ 는 x_1 과 x_2 사이의 mutual information을 의미한다. \mathbf{z}_N 은 N 크기의 noise-corrupted vector with the additive Gaussian noise model $z_i = y_i + n_i, n_i \sim N(0, \sigma_n^2)$ 을 의미한다. 즉, 식 (5)는 실험 지점의 불확실성은 크면서도 해당 실험점까지 모델을 이동하는데 적은 시간이 소요되는 가장 효율적인 지점을 찾는 과정을 나타낸다.

IV. 공력계수 모델링 결과

본 연구에서는 KF-16 1/33 모형의 6가지 힘과 모멘트 공력계수 중에서 피칭모멘트계수를 모델링하는 것을 목표로 한다. Fig. 3은 KF-16의 공력 데이터베이스를 통해 구축된 받음각과 옆미끄럼각에 따른 피칭모멘트계수 측정값을 보여주고 있다. 피칭모멘트의 전반적 특성은 옆미끄럼각이 0° 부근인 경우에는 받음각이 0° 에서 증가할수록 급격히 증가하지만 받음각이 약 15° 부근에서 다시 급격히 감소하며, 옆미끄럼각이 큰 경우에는 받음각이 0° 에서 증가할수록 피칭모멘트계수가 단조 감소하는 형태를 나타낸다.

실험을 통해 구축된 KF-16 모형의 데이터베이스[7]를 활용한 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 제안한 실험 수행비용 고려 적응적 실험점 선택 기법

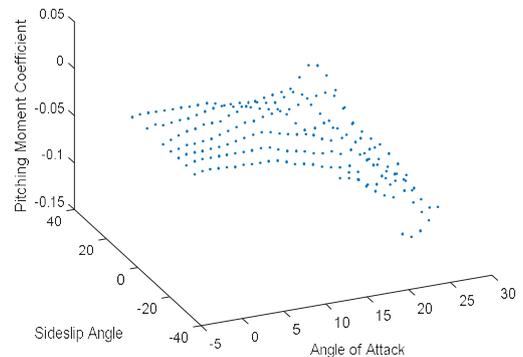


Fig. 3. Measured Pitching Moment Coefficient of the KF-16 1/33 scale model

Table 3. Parameters for Adaptive Sampling with cost consideration

Parameter	Value
초기 실험점 개수($n_{initial}$)	10
적응적 추가 실험점 개수($n_{adaptive}$)	15
t_{moving}	$2 \cdot \Delta\alpha + 2 \cdot \Delta\beta $
$t_{measure}$	8 (s)
$t_{computing}$	1 (s)

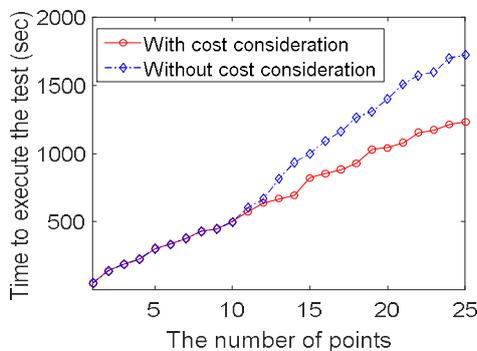


Fig. 4. Time to execute the test versus the number of added experimental points

의 성능을 확인하였다. 데이터베이스 자료는 KF-16의 타면이 모두 0°인 상태에서 옆미끄럼각을 일정 각도로 유지하고 받음각을 -3° ~ 25°까지 1° 단위로 변화시키며 측정된 OFAT(One Factor At a Time) 방식의 측정을 통해 획득되었다. 옆미끄럼각은 20°, 15°, 0°, -5°, -10°, -15°, -20°의 7수준에서 측정되었다. 적응적 실험점 선택 단계에서는 데이터가 존재하는 203개의 실험점을 추가 실험 수행 지점의 후보군으로 설정하여 203개의 실험점 중 본 논문에서 제시한 기준인 실험 소요 비용을 최소화하면서 가장 불확실성이 큰 실험 지점을 선택하여 실험을 진행하였다.

Gaussian Process를 이용한 반응표면 형성을 위한 초기 실험점은 라틴방격법(Latin Hypercube Design, LHD)[10]을 이용하여 결정하였다. 라틴방격법의 경우 실험변수들에 대하여 모든 실험점이 같은 수준을 갖지 않도록 배치하는 방법이기 때문에, 전체 실험공간의 전반적인 데이터를 확보하기 위한 초기 실험점으로 설정하는데 적합하다고 판단하였다.

Table 3은 시뮬레이션에 사용된 초기 실험점

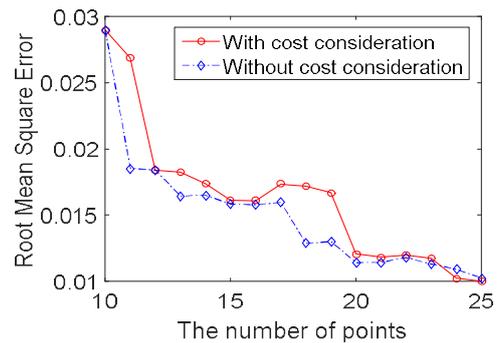


Fig. 5. RMSE of response surface versus the number of added experimental points

의 개수 및 적응적 실험점 선택시 실험 비용을 계산하기 위한 상수들의 값을 나타내고 있다. 실험 비용 계산을 위한 상수들은 이전 실험에서 OFAT 방식으로 203개의 데이터베이스 데이터를 획득하기 위해 소요된 시간을 기반으로 결정하였다.

Figure 4는 기존의 적응적 실험설계 방법론을 적용한 실험(파란색)과 제안 적응적 실험설계 방법론을 이용한 실험(빨간색) 수행에 필요한 풍동 사용 시간(Wind-On Time)을 실험점의 개수에 따라서 보여주고 있다.

Figure 5는 두 가지 적응적 실험설계 방법론을 통해 만들어진 메타모델의 정확도가 실험을 진행함에 따라서 어떻게 변화하는지 보여주는 그래프이다. 메타모델의 정확도는 실제 측정값과 메타모델의 평균 제곱근 오차(Root Mean Square Error; RMSE)를 계산하여 나타내었다. 모델의 정확도 계산 시에는 OFAT 방식으로 획득한 203개의 실험점 모두에 대해서 실험값과 메타모델의 값을 비교하였다.

Figure 6과 Fig. 7은 각각 기존의 적응적 실험설계 기법[4]을 적용한 경우와 본 연구에서 제안한 실험 비용을 고려한 적응적 실험설계 기법을 적용한 경우의 실험점 이동 경로를 나타낸다. 기존의 실험 설계 기법을 적용한 경우 실험 모델의 이동을 전혀 고려하지 않았기 때문에 전체 이동 경로가 상당히 길고, 이에 따라서 실험에 소요되는 시간이 긴 것을 확인할 수 있다.

Figure 8은 제시된 실험비용을 고려한 적응적 실험설계 방법론을 적용하여 총 25개의 실험점(10개의 초기 실험점과 15개의 적응적 실험점)을 통해 생성된 메타모델(Final GPR)과 공력 데이터베이스를 함께 표현한 것이다. 제시된 메타모델의 RMSE 값은 0.0100으로, 비행체의 비선형 부

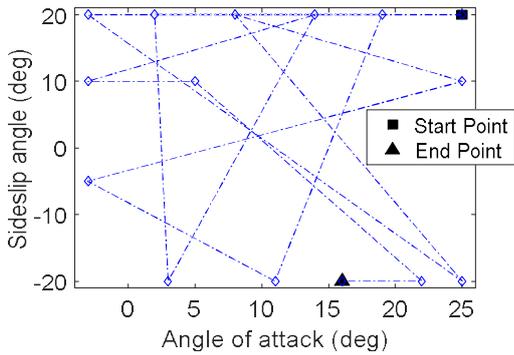


Fig. 6. Moving history of experimental points without cost consideration

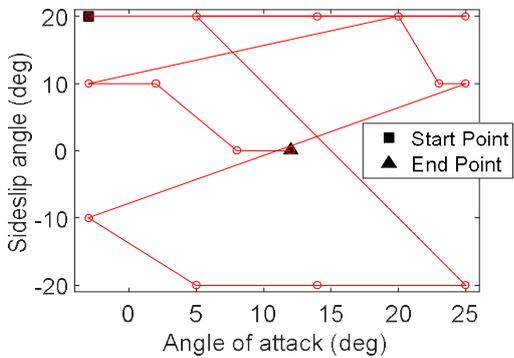


Fig. 7. Moving history of experimental points with cost consideration

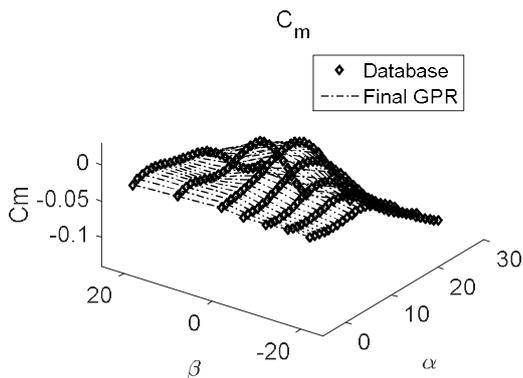


Fig. 8. Comparison between the database and generated response surface(Final GPR)

분을 포함한 전체 실험공간에서 피칭모멘트 계수를 높은 정확도로 예측하고 있는 것을 확인할 수 있다.

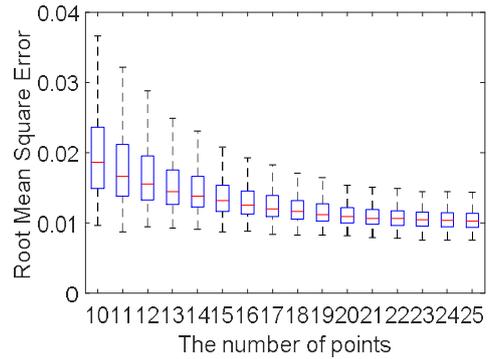


Fig. 9. Iteration result - RMSE versus the number of experimental points

초기 실험점을 결정하는 라틴방격법을 임의로 생성하여 10개의 초기 실험점을 결정하고, 적응적 실험설계 방법론을 이용하여 15개의 추가 실험점을 선택하는 총 1000번의 반복 시뮬레이션을 수행하였다. 반복 시뮬레이션 결과, 추가 실험점 개수에 따른 메타모델의 정확도가 어떻게 변화하는지를 상자 그림(box-plot)으로 Fig. 9에 나타내었다.

25번의 측정을 수행하는 1000번의 반복 시뮬레이션 결과, 메타모델의 평균 RMSE 값은 0.0108로 나타났고, 평균 실험 소요시간은 1399초로 나타났다.

제안 방법론을 적용하는 경우 기존의 불확실성만을 고려한 적응적 실험설계 방법론을 적용하는 것에 비해 평균 30.35%의 풍동 사용시간 절약 효과가 나타났으며 만들어진 피칭모멘트계수 모델의 RMSE 차이는 0.0009로 나타났다.

V. 결 론

Gaussian Process를 이용하여 실험 공간의 불확실성을 계산하였고, 풍동 실험 운용 비용을 고려한 효율적인 적응적 실험점 선택을 위한 방법론을 제시하였다. 초기 실험점은 라틴방격법을 이용하여 결정하였으며, 추가 실험점은 실험 지점의 불확실성은 크면서도 실험 비용이 적게 들 수 있는 지점으로 선택하였다. 실제 KF-16의 받음각 및 옆미끄럼각에 따른 공력계수 데이터베이스[7]를 활용하여 컴퓨터 시뮬레이션 방식으로 피칭모멘트계수 모델링을 수행하였다. 만들어진 메타모델의 정확도는 공력계수 데이터베이스 값과의 비교를 통해 계산되었으며 반복 시뮬레이션 결과 상당히 정확한 모델이 생성되었음을 확인하

였다. 실험 비용을 고려한 경우, 불확실성만을 비교한 방법에 비해 피칭모멘트계수의 모델링 정확도는 비슷한 수준으로 유지되면서도 실험에 소요되는 자원은 상당히 감소하는 것을 확인하였다.

향후 모델의 정확도 향상을 위해서는 초기 실험점 결정 과정에 라틴방격법 외에도 적용 가능한 전통적 실험설계 기법을 적용한 경우 모델의 정확도가 어떻게 달라질 것인가에 대한 연구가 추가로 수행되어야 할 것이다. 또한, 본 논문에서는 1개의 공력계수를 정확히 모델링 하는 것을 목표로 하였지만 실제 풍동실험 시에는 복수개의 공력계수를 측정하게 된다. 복수개의 공력계수를 동시에 모델링을 위해서는 다분야 최적설계(Multi-disciplinary design optimization) 방법론의 적용이 필요하며, 향후 이를 적용한 방법론 향상이 이루어져야 할 것이다. 실험 변수의 측면에서는, 비행체의 형상과 같이 변화를 주기 어려운 변수를 포함한 실험 환경에서의 적응적 실험점 선택 방안에 대한 연구가 이루어져야 할 것이다.

후 기

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 한국과학기술원 초고속비행체특화센터에서 수행되었습니다.

References

- 1) DeLoach, R., "Applications of Modern Experiment Design to Wind Tunnel Testing at NASA Langley Research Center," AIAA 2000-2639, American Institute of Aeronautics and Astronautics, Reston, VA, 1998.
- 2) DeLoach, R., "MDOE perspectives on wind tunnel testing objectives." AIAA 2002-2796, American Institute of Aeronautics and Astronautics, Reston, VA, 2004.
- 3) Oh, S. Y., Park, S. O., Ahn, S. G., "Design of Experiments based Systematic Error Reduction Techniques in Wind Tunnel Testing", Journal of The Korean Society for Aeronautical Space Sciences., 07-2121
- 4) Choi, H. L., Ahn, J. M., Cho, D. H., "Information-maximizing adaptive design of experiments for wind tunnel testing," Engineering Optimization, 2014, pp. 329-334.
- 5) Jeong, B. M., Lee, D. G., Shim, H. J., Ahn, J., Choi, H. -L., Park, S. O. and Oh, S. (2014). "Yaw-Control Spoiler Design Using Design of Experiments based Wind Tunnel Testing," Journal of Aircraft, Vol 52. No. 2, 2014, pp. 713-718.
- 6) Lee, D. G., Ahn, J., and Oh, S. (2014). "Response surface smoothing for wind tunnel testing based on design of experiment with subspace partitioning." 14th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS), Seoul, South Korea.
- 7) Jin, H., Shim, H. J., Lee, D. G., Ahn, J., Choi, H.-L., and Oh, S., "An Experimental Study for Construction of Static Aerodynamics Database of KF-16 based on Design of Experiments," Journal of the Korean Society for Aeronautical and Space Sciences, Vol 43. No. 5, 2015, pp. 422-431.
- 8) Ashill, P. R. and Weeks, D. J., "A method for determining wall-interference corrections in solid-wall tunnels from measurements of static pressure at the walls.", Wall Interference in Wind Tunnels, AGARD-CP-335, 1982.
- 9) Rasmussen, C. E. and Williams, C. K. I., Gaussian Processes for Machine Learning, the MIT Press, 2006
- 10) Montgomery, D. C., Design and analysis of experiments, John Wiley and Sons, 2008.