

위게임 메타모델 수립을 위한 실험계획 및 모델링 방법에 관한 비교 연구

(Comparisons of Experimental Designs and Modeling Approaches for Constructing War-game Meta-models)

유 권 태(Kwon-Tae Yoo)*, 엽 봉 진(Bong-Jin Yum)**

초 록

컴퓨터 시뮬레이션 모델은 일반적으로 복잡할 뿐더러 운용 시 많은 시간이 소요된다. 따라서 분석의 편의를 위해 좀 더 간단한 메타모델을 수립할 필요가 있다. 본 논문에서는 위게임 모델 JANUS를 사용하여 전차 전투 상황을 묘사하고 이에 대한 메타모델을 수립하였다. 메타모델을 수립하기 위해, 데이터 수집방법으로는 8가지의 실험계획법을, 모델링 방법으로는 2차 반응표면분석과 인공신경망을 고려하였다. 수립된 메타모델의 상대적 성능은 예측치의 평균제곱오차를 기준으로 비교하였다. 본 논문에서 고려한 전투상황에 대해서는 대체적으로 2차 반응표면 모형이 인공신경망 모형보다 더 높은 정확도를 보였으며, 실험계획법으로는 직교배열이나 최대최소거리 기준을 적용한 라틴 하이퍼큐브 계획법이 우수한 성능을 보였다.

ABSTRACT

Computer simulation models are in general quite complex and time-consuming to run, and therefore, a simpler meta-model is usually constructed for further analysis. In this paper, JANUS, a war-game simulator, is used to describe a certain tank combat situation. Then, second-order response surface and artificial neural network meta-models are developed using the data from eight different experimental designs. Relative performances of the developed meta-models are compared in terms of the mean squared error of prediction. Computational results indicate that, for the given problem, the second-order response surface meta-model generally performs better than the neural network, and the orthogonal array-based Latin hypercube design(LHD) or LHD using maximin distance criterion may be recommended.

Keywords : meta-model, Full Factorial Design, Central Composite Design, Latin Hypercube Design, Response Surface Methodology, Artificial Neural Network

* 한국과학기술원 산업공학과 졸업(석사)

** 한국과학기술원 산업공학과 교수

1. 서론

최근 국방 분야에서는 분석용 시뮬레이션 모델의 결과를 의사결정의 핵심적 근거로 사용하고 있다[1]. 그러나, 이러한 시뮬레이션 모델을 활용하는데 있어 몇 가지 제한 사항이 존재한다. 즉, 시뮬레이션 모델 자체가 복잡한 전장 환경을 묘사하고 있기 때문에 어떤 시나리오에 대한 운영 결과를 도출하는데 많은 시간이 소요되며, 그로 인해 여러 대안들을 신속하게 평가하기 어려울 수가 있다. 또한 관심 입력변수들과 반응치와의 관계, 또는 입력변수들 간의 교호작용에 대한 정보를 명확히 파악하기 어렵다는 것도 제한 사항 중 하나이다. 무기체계 효과 분석 시 위와 같은 제한 사항들을 해결하기 위해서는 원래의 시뮬레이션 모델에 대한 메타모델을 수립할 필요가 있다. 메타모델은 규모가 크고 복잡한 특정 시뮬레이션 모델의 결과를 상대적으로 정확히 예측할 수 있는 간소화된 모델을 말한다. 따라서, 메타모델을 ‘모델의 모델(model of the model)’이라고 부르기도 한다[2]. 메타모델의 정확도는 데이터 수집을 위한 실험계획(즉, 입력변수에 대한 샘플링계획) 뿐만 아니라 메타모델 수립 방법에 따라 큰 영향을 받는다. 따라서, 예측력이 우수한 메타모델을 수립하기 위해서는 적용할 실험계획법 및 모델링 기법에 대한 연구가 필요하다.

컴퓨터 시뮬레이션 모델에 대한 메타모델을 수립하기 위해서는 먼저 실험계획법에 의해 데이터를 수집할 필요가 있다. 한편, 컴퓨터 실험은 동일한 실험점에서 반복 실험을 했을 때 물리적 실험과는 달리 랜덤오차가 발생하지 않는다는 확정적(deterministic) 특성을 갖는다. 따라서, 컴퓨터 실험에 의한 메타모델의 부정확성의 주요인은 모델을 잘못 설정함으로써 야기되는 오차, 즉 편의(bias)가 되며, 이를 최소화하도록 실험계획을 수립할 필요가 있다. 아울러, 컴퓨터 실험은 일반적으로 많은 시간과 노력을 필요로 하기 때문에 실

험점의 수를 융통성 있게 결정할 수 있어야 한다. Latin Hypercube Design(LHD)은 이러한 조건을 만족시키는 실험계획법 중 가장 기본적인 컴퓨터 실험계획법이다. LHD는 McKay 등[3]에 의해 최초로 고안되었으며, Stein[4]은 단순 임의추출법과 LHD를 시뮬레이션 실험을 통해 비교하여 LHD로 데이터를 추출한 경우의 예측력이 더욱 우수함을 보였다. 또한 최적화된 LHD를 찾기 위한 연구도 진행되었는데, Sacks 등[5]은 최적의 LHD를 찾기 위한 기준으로서 메타모델의 예측치에 대한 평균제곱오차의 적분값(integrated mean squared error)을 제시하였고, Shewry와 Wynn[6]은 컴퓨터 실험계획의 정보량을 나타내는 entropy를 최적기준으로 제시하였다. Tang[7]과 Ye[8]는 전통적 실험계획법의 특성 중 하나인 직교성을 이용하여 orthogonal array-based LHD를 개발하였으며, Owen[9]과 Tang[10]은 입력변수 간의 상관계수를 최소화하는 LHD를 개발하였다. Morris와 Mitchell[11]은 실험점들 간의 최소거리를 최대화하여 실험점이 전 실험 영역에 걸쳐 고르게 분포할 수 있도록 하는 LHD를 개발하였으며, Joseph과 Hung[12]은 상관계수와 최소거리의 최대화를 동시에 고려한 LHD를 개발하였다.

LHD 간의 비교뿐만 아니라, LHD를 다른 실험계획과 비교한 연구도 수행되었다. 예를 들어, Lunani 등[13]과 Alam 등[14]은 복잡한 비선형 모델을 인공신경망으로 메타모델링할 때, LHD로 데이터를 수집하여 훈련한 인공신경망의 예측력이 임의추출법이나 완전요인배치법(Full Factorial Design)으로 데이터를 수집하여 훈련한 인공신경망의 예측력보다 우수하다는 결과를 보고하였다.

메타모델 수립 절차에 대한 연구로서 Simpson 등 [15]과 Allen 등[16]은 반응표면분석법, 인공신경망, 크리깅(Kriging) 등에 대해 비교 연구를 수행하였으며, Davis 등[17]은 회귀분석으로도 해석력과 예측력이 우수한 위계임 메타모델을 수립할 수 있다는 것을 보였다.

본 논문의 목적은 워게임 시뮬레이션 모델의 일종인 JANUS[18]를 이용하여 특정 전차 전투상황을 묘사하고, 다양한 실험계획법 및 모델링 기법을 통해 수립한 메타모델들의 성능을 비교, 분석하는데 있다. 실험계획법으로는 완전요인배치법(Full Factorial Design: FFD), 임의 추출한 실험점을 추가한 중심합성계획법(Central Composite Design with Random Sampling: CCD_RS), LHD, 최대최소거리 기준을 적용한 LHD(LHD using maximin distance criterion: LHD_maxi), 상관계수 기준을 적용한 LHD(LHD using correlation criterion: LHD_corr), 그리고 직교배열을 이용한 LHD(orthogonal array-based LHD: LHD_orth)를 고려하였다. 본 논문에서는 위와 같은 실험계획법에 의해 수집된 데이터를 바탕으로 반응표면분석법(2차 다항 회귀분석)과 인공신경망을 사용하여 메타모델을 수립하고, 예측력을 기준으로 비교 분석하였다.

2. 워게임 모델의 개요

2.1 워게임 모델 JANUS의 특성

JANUS 워게임 모델은 그래픽 화면을 통해 사용자와 대화식으로 전투 수행 효과를 모의하기 위해 미 Lawrence Livermore National Laboratory에서 1978년에 최초로 개발되었으며, 이를 JANUS(L)이라고 부른다[18]. 이후 지상군의 전투 훈련 목적에 부합되도록 JANUS(L)을 보완한 JANUS(T)가 개발되었으며, 다시 전 육군의 대대급 부대 훈련 및 지휘관/참모 훈련에 활용할 수 있도록 개선된 JANUS(A)가 개발되었는데 이를 간단히 JANUS라고 부른다[18].

사용자는 JANUS로부터 실시간 전투상황, 즉, 개별 무기체계의 이동 현황, 사용 현황, 피아 전투력 손실, 게임 진행 시간과 같은 정보를 시각적으로 파악할 수 있다. 또한 JANUS는 묘사하는 무

기체계의 세부적인 특성을 반영할 뿐만 아니라 총 400개의 무기체계를 다룰 수 있어 대대급 전투상황을 묘사할 수 있다.

2.2 분석 대상 선정

현대전에서의 전차는 육상 전력의 핵심 무기체계이다. 전쟁의 본질은 직접 적지에 진격해 적의 전쟁 수행 의지를 꺾고, 적 지상군의 전략적 기동공간과 근거지를 제압함으로써 전쟁을 종결시키는데 있다. 한편, 현대전의 양상은 잘 발달된 도로망과 도심지로 인하여 임체 고속 기동전으로 변해가고 있다. 이러한 현대전의 양상으로 비추어 볼 때 기동력과 화력, 충격력과 방호력 모두를 갖춘 전차는 현대 육상 전력의 주력 무기체계라 할 수 있다. 따라서 각국은 전차의 성능 향상을 위한 연구개발을 지속적으로 진행하고 있다. 예를 들어, 전차의 명중률 향상과 연속적인 사격을 위한 사격통제장치가 개발되고 있으며, 복합장갑, 폭발식 반응장갑 등 생존성 향상을 위한 장갑부문의 성능도 개량되고 있다. 이를 배경으로 본 논문에서는 JANUS의 전차 관련 모듈을 분석 대상으로 선정하였다.

2.3 시나리오 및 입출력변수 선정

본 논문에서는 1개 대대 규모(전차 30대)의 아군 전차부대가 개활지에서 1개 중대 규모(전차 10대)의 적 전차 부대를 공격하는 상황을 대상 시나리오로 선정하였다(공격부대 대 방어부대의 전차 비율은 군 교리를 기초로 하여 3:1로 정하였다). 아군 전차는 현재 군에서 주력으로 운용 중인 K1A1전차로 정하고 적군 전차는 구 소련의 최신 전차인 T72전차로 상정하였다.

입력변수는 전차의 가장 중요한 성능특성인 최대사거리(extreme range), 명중률(accuracy rate), 방호력(protection capability)으로 정하였다. 방호

력이란 적의 공격으로부터 아군의 인원과 장비를 보호할 수 있는 능력을 말한다. JANUS는 교전 상황 시 특정 무기체계가 다른 무기체계를 공격했을 때 명중될 확률을 나타내는 명중률표와, 명중되었을 때 파괴될 확률을 나타내는 치사율표를 적용한다. JANUS 운용 시 교전이 발생하면 전차의 파괴 여부는 특정 상황에서의 명중률과 치사율을 기초로 결정된다. 특정 상황이라는 것은 사격을 가하는 무기체계와 사격을 당하는 무기체계의 종류에 따른 상황을 말하는데, 이에 따라 각각 다른 명중 및 치사율표를 적용한다(표사 가능한 무기체계의 종류가 많기 때문에 총 4000개의 명중률표 및 치사율표 존재). 즉, K1A1의 120mm 주포가 적 전차인 T72를 향하여 사격했을 때 적용되는 확률표가 존재하며, 반대로 적 전차인 T72의 125mm 주포가 아군 전차인 K1A1을 향해 사격했을 때 적용되는 확률표도 존재한다. 또한 동일한 확률표 내에서도 공격하는 무기체계의 이동 여부, 공격을 당하는 무기체계의 은폐 여부, 이동 여부, 공격 방향에 따라 각각 다른 확률이 적용된다. 예를 들어, 정지상태에서 공격하는 무기체계의 명중률은 기동상태에서 공격하는 무기체계의 명중률보다 높으며, 표적이 되는 무기체계가 노출되어 있을 때의 명중률이 은폐되어 있을 때보다 높다. 그리고, 확률표는 전차의 사거리마다 다른 값을 제공한다. 즉, 0m부터 최대사거리인 3000m까지 5단계로 나누어 표적과의 거리에 따라 다른 확률값이 적용된다. 이는 거리가 멀수록 명중률이 낮아짐을 묘사하기 위해서이다. 본 논문에서 적용할 명중률표는 ‘아군 K1A1 전차의 주포 120mm로 적군 전차 T72를 공격했을 때 명중시킬 확률’로 구성된 명중률표를 사용하며, 이 명중률표 내에서 ‘이동중인(공격하는 무기체계의 상태) 아군 전차 K1A1이 정지, 은폐되어 있는(공격당하는 무기체계의 상태) 적군 전차 T72의 앞면부(공격당하는 무기체계의 방향)를 공격했을 때 명중시킬 확률’을 사용한다(<표 1> 참조). 본 논문에서는

<표 1> K1A1의 주포 120mm로 T72 공격 시 적용한 기본 명중률표(예시)

사거리 상태	0	500	1000	2000	3000
1					
2					
:					
S	p0	p500	p1000	p2000	p3000
:					
16					

무기체계가 위와 같은 상태를 유지하며 전투를 수행할 수 있도록 시나리오를 생성하였다.

<표 1>에서 상태 1, 2, ..., 16은 공격 및 피해 무기체계의 상태를 나타낸다. 본 논문에서는 가정한 공격 및 피해 무기체계의 상태에 따라 16개의 확률셋 중 1개(즉, <표 1>의 S)를 사용하였으며, 구체적인 확률값은 보안상 생략하였다.

입력변수 중 최대사거리와 명중률 값은 JANUS 시뮬레이션 모델에 직접 입력할 수 있다. 먼저, 최대사 거리에 대한 실험범위의 중

심값은 현재 K1A1 전차의 유효사거리인 3000m로 정하고, 명중률의 중심값은 본 논문에서 고려한 무기체계의 상태에서 각 사 거리에 해당되는 명중률인 $p_0 \sim p_{3000}$ 의 합계인 0.716으로 정하였다(<표 1> 참조). 그러나, 방호력은 특정 수치를 직접 입력하여 변화시킬 수 없다. 따라서, 적 전차가 아군 전차를 향해 사격했을 때의 치사율표를 이용하여 간접적으로 표현해야 한다(<표 2> 참조).

아군 전차의 방호력이 향상 되었다는 것은 적 전차가 아군 전차를 명중시켰을 때 아군 전차의 치사율이 낮아짐을 의미한다. 즉, 방호력이 높아질수록 아군 전차의 치사율은 낮아질 것이다. 이를 통해 방호력과 치사율 간에

서로 상충(trade-off)관계가 성립함을 알 수 있으며 이를 간단히 식(1)과 같이 정의할 수 있다.

〈표 2〉 T72의 주포 125mm로 K1A1 공격 시 적용한 기본 치사율표(예시)

사거리 상태	사거리				
	0	500	1000	2000	3000
1					
2					
⋮					
S	q0	q500	q1000	q2000	q3000
⋮					
16					

방호력 = 2 - (적 전차가 아군 전차 공격 시 적용되는 치사율의 합계) (1)

식(1)에서 '2'는 방호력 값을 양수로 하기 위한 최소 정수값이며, 치사율의 합계는 공격 및 피해 무기체계의 해당 상태에서 사 거리에 따른 치사율의 합계이다.

방호력의 중심값은 명중률에 대해 적용한 방식과 유사하게 계산한다. 즉, 적 전차가 아군 전차를 공격할 때의 치사율인 $q_0 \sim q_{3000}$ 의 합계, 즉, 1.198을 식(1)에 대입하여 산출한 0.802로 정하였다 (<표 2> 참조).

입력변수의 실험 범위는 중심값을 기준으로 30% 감소된 값으로부터 30% 증가된 값까지로 정하였다. 즉, 최대사거리는 중심값인 3000m에서 30% 감소된 2100m부터 30% 증가된 3900m까지 고려하였다. 명중률은 $0.716 \pm 30\%$ 로 하여 0.501부터 0.931까지 고려하였고, 방호력의 실험 범위는 중심 치사율 값에서 30% 증가된 1.557과 30% 감소된 0.839를 각각 식(1)에 대입하여 산출하였다. 입력변수의 중심값과 실험 범위는 <표 3>과 같다.

실제 전산 모의 실험시 각 실험점에서 JANUS에 입력되는 값은 다음과 같이 정한다. 예를 들어, 어떤 실험점에 해당되는 최대사거리, 명중률, 방

〈표 3〉 입력변수의 중심값 및 고려 범위

입력변수	-30%	0	30%
최대사거리	2100m	3000m	3900m
명중률	0.501	0.716	0.931
방호력	0.443	0.802	1.161

호력 값이 각각 3200, 0.6, 0.9라고 하자. 먼저, 기본 명중률표의 최대사거리를 3000에서 3200으로 바꾼다. 기본 명중률표에는 최대사거리 3200에 해당되는 p_{3200} 이 존재하지 않으므로, 회귀분석을 통해 기본 명중률표의 p 를 사 거리에 적합시킨 후 p_{3200} 값을 추정한다. 명중률 0.6에 해당되는 새로운 p 값은 다음과 같이 계산한다.

$$p'_i = p_i \times \frac{0.6}{0.716} \quad (2)$$

$$i = 0, 500, 1000, 2000, 3200$$

위 식에서 분모는 기본 명중률표에서 p 값의 합계이다.

방호력이 0.9인 경우는 치사율 합계가 1.1 이라는 것을 의미한다(식(1) 참조). 따라서 기본 치사율표의 각 q 값에(1.1/1.198)을 곱한 새로운 q 값을 계산하여 JANUS에 입력한다. 분모의 1.198은 기본 치사율표에서 q 값의 합계이다.

출력변수(반응치)는 교전 후 아군 전차 피해 대수와 적군 전차 피해 대수로부터 계산한 Unit Exchange Rate(UER)로 정하였다. 즉,

$$UER = \frac{\text{적군 전차 피해 대수}}{\text{아군 전차 피해 대수}} \quad (3)$$

3. 실험계획 및 데이터 수집

〈표 4〉 완전 요인 배치법
coded uncoded

3.1 전통적 실험계획법

3.1.1 완전요인배치법(Full Factorial Design: FFD)

FFD는 가장 기본이 되는 전통적 실험계획법으로서 입력변수들의 모든 수준 조합에서 실험을 실시하여 주효과 및 교호작용 등에 대한 정보를 얻기 위해 사용된다. FFD의 한 가지 문제점은 입력변수의 수가 증가함에 따라 전체 실험점의 수가 급격히 증가한다는 것이다. 따라서, 본 논문에서는 FFD를 컴퓨터 실험을 위한 하나의 대안이라기 보다는 다른 실험계획에 대한 기준 실험계획으로 고려하였다. 본 논문의 FFD는 최대사거리, 명중률, 방호력의 3가지 인자(즉, 입력변수)가 각각 3개의 수준을 갖는 ‘3인자 3수준 FFD’로서 총 실험횟수는 $3^3 = 27$ 회가 된다(각 인자의 수준은 <표 3> 참조). 이를 기준으로 다른 실험계획의 실험회수도 모두 27회로 통일하였다. 구성한 FFD는 <표 4>와 같다. 단, 입력변수는 <표 3>의 좌, 우 극단값이 각각 1, 3이 되도록 코딩하였다.

3.1.2 중심합성계획(Central Composite Design: CCD)

CCD는 Box와 Wilson [19]에 의해 처음으로 제안되었다. CCD는 상대적으로 적은 실험횟수로 2차 회귀모형을 적합시키는데 자주 사용되며, 2수준(완전)요인배치법의 실험점에 중심점과 축점을 추가한 구조로 되어 있다. CCD는 일반적으로 중심점에서 반복실험을 하도록 되어 있으나 컴퓨터 실험에서는 그 확정적 특성 때문에 의미가 없으므로 1회만 실험을 수행한다. 따라서, 본 논문의 경우, 총 실험점의 수는 15개이다(즉, 2수준 완전요인배치 실험점 8, 축점 6, 중심점 1). CCD의 실험회수는 FFD의 실험횟수 보다 일반적으로 작으며,

coded			uncoded		
최대사거리	명중률	방호력	최대사거리	명중률	방호력
1	1	1	2300	0.501	0.443
1	1	2	2300	0.501	0.802
1	1	3	2300	0.501	1.161
1	2	1	2300	0.716	0.443
1	2	2	2300	0.716	0.802
1	2	3	2300	0.716	1.161
1	3	1	2300	0.931	0.443
1	3	2	2300	0.931	0.802
1	3	3	2300	0.931	1.161
2	1	1	3000	0.501	0.443
2	1	2	3000	0.501	0.802
2	1	3	3000	0.501	1.161
2	2	1	3000	0.716	0.443
2	2	2	3000	0.716	0.802
2	2	3	3000	0.716	1.161
2	3	1	3000	0.931	0.443
2	3	2	3000	0.931	0.802
2	3	3	3000	0.931	1.161
3	1	1	3900	0.501	0.443
3	1	2	3900	0.501	0.802
3	1	3	3900	0.501	1.161
3	2	1	3900	0.716	0.443
3	2	2	3900	0.716	0.802
3	2	3	3900	0.716	1.161
3	3	1	3900	0.931	0.443
3	3	2	3900	0.931	0.802
3	3	3	3900	0.931	1.161

Box와 Hunter[19]의 연구에서도 알 수 있듯이 직교성, 회전성 등과 같은 바람직한 성질을 갖도록 구성할 수도 있다. CCD를 수립하기 위해 중심점

〈표 5〉 임의 추출한 12점이 포함된 중심합성계획법 coded uncoded

coded			uncoded		
최대사거리	명중률	방호력	최대사거리	명중률	방호력
-1	1	-1	2465	0.844	0.588
-1	1	1	2465	0.844	1.016
-1	-1	-1	2465	0.588	0.588
-1	-1	1	2465	0.588	1.016
1	1	-1	3535	0.844	0.588
1	1	1	3535	0.844	1.016
1	-1	-1	3535	0.588	0.588
1	-1	1	3535	0.588	1.016
0	1.682	0	3000	0.931	0.802
0	-1.682	0	3000	0.501	0.802
0	0	1.682	3000	0.716	1.161
0	0	-1.682	3000	0.716	0.443
1.682	0	0	3900	0.716	0.802
-1.682	0	0	2100	0.716	0.802
0	0	0	3000	0.716	0.802
-0.250	-0.801	0.972	2841	0.544	1.151
0.187	0.669	-0.931	3119	0.860	0.467
-0.917	0.675	0.258	2417	0.861	0.895
0.255	0.449	-0.655	3162	0.812	0.567
0.321	0.694	-0.868	3204	0.865	0.490
-0.439	-0.654	0.597	2721	0.576	1.017
0.178	0.720	-0.141	3113	0.871	0.751
0.211	-0.359	-0.171	3134	0.639	0.741
0.429	-0.320	-0.953	3273	0.647	0.460
0.521	-0.123	0.824	3331	0.690	1.098
-0.971	-0.195	0.784	2382	0.674	1.084
-0.763	0.990	0.630	2514	0.929	1.028

으로부터 축점까지의 거리를 나타내는 α 를 먼저 결정해야 한다. 이 때 직교성을 만족시키는 α 는 중심점의 실험횟수에 의존하지만 회전성을 만족

시키는 α 는 중심점의 실험횟수와 무관하다. 본 논문에서는 회전성을 만족시키기 위해 α 를 코딩된 값으로 1.682가 되도록 정하였다[20]. 즉, <표 3>에서 각 인자의 좌, 우 극단값이 각각 -1.682, +1.682로 코딩된다.

또한 3인자 CCD을 구성하되 원래 CCD의 실험점 수 15개에 임의 추출한 12점을 더하여 총 실험점의 수가 27개가 되도록 하였다. 이 때 추가되는 12개의 실험점은 총 3세트를 구성하였으며, 각각 CCD_RS1, CCD_RS2, CCD_RS3로 부르기로 한다. 예를 들어, CCD_RS1은 <표 5>와 같다.

3.2 컴퓨터 실험계획법

3.2.1 Latin Hypercube Design: LHD

McKay 등 [3]에 의해 최초로 개발된 LHD는 컴퓨터 실험을 통해 메타모델을 수립하고자 할 때 사용되는 실험계획법으로서 층화임의표집법(stratified random sampling)을 발전시킨 것이다. LHD에서는 각각의 인자 x 를 동일한 주변확률(marginal probability)을 갖도록 n 개의 구간으로 나누어 각 구간에서 한 번씩 실험이 이루어지도록 하는 방법이다. LHD의 생성 알고리즘은 아래와 같다.

실험점의 수를 n , 입력변수의 수를 k 라고 하자. 먼저 1부터 n 까지의 정수 집합을 이용하여 k 개의 순열을 랜덤하게 생성한다. 이 때 생성된 순열조합을 $\{\pi_j(1), \dots, \pi_j(n)\}$ 이라고 하자. 여기서 $j=1, \dots, k$ 이다. 다음으로 uniform random deviates $U_i^j(\in(0,1))$ 를 $n \times k$ 개만큼 생성한다. 여기서 $i=1, \dots, n, j=1, \dots, k$ 이다.

이를 바탕으로 식(4)과 같이 LHD의 실험점들을 구할 수 있다.

$$x_i^j = \frac{\pi_j(i) - U_i^j}{n} \quad (4)$$

〈표 6〉 LHD

$$X = \text{lhsdesign}(n, k)$$

coded uncoded

최대사거리	명중률	방호력	최대사거리	명중률	방호력
0.965	0.647	0.022	3836	0.779	0.458
0.277	0.236	0.639	2598	0.602	0.902
0.523	0.177	0.249	3041	0.577	0.622
0.512	0.023	0.947	3022	0.511	1.123
0.779	0.823	0.891	3501	0.855	1.083
0.657	0.456	0.456	3282	0.697	0.771
0.472	0.983	0.326	2950	0.923	0.677
0.042	0.498	0.969	2175	0.715	1.139
0.751	0.378	0.829	3451	0.664	1.038
0.439	0.961	0.551	2891	0.914	0.838
0.592	0.570	0.807	3166	0.746	1.023
0.671	0.220	0.570	3307	0.596	0.852
0.919	0.688	0.162	3753	0.797	0.559
0.619	0.915	0.060	3213	0.894	0.486
0.161	0.042	0.127	2389	0.519	0.534
0.360	0.740	0.354	2748	0.819	0.697
0.946	0.342	0.739	3802	0.648	0.974
0.887	0.853	0.110	3696	0.868	0.522
0.371	0.519	0.877	2767	0.724	1.073
0.830	0.786	0.444	3595	0.839	0.762
0.095	0.428	0.208	2272	0.685	0.592
0.314	0.315	0.678	2666	0.636	0.930
0.728	0.103	0.404	3411	0.546	0.733
0.021	0.124	0.295	2138	0.555	0.655
0.140	0.766	0.607	2352	0.830	0.879
0.238	0.261	0.496	2528	0.613	0.799
0.194	0.603	0.777	2449	0.760	1.001

n을 27로 하여 구성한 LHD는 <표 6>과 같다. 단, 입력변수는 <표 3>의 좌, 우 극단값이 각각 0, 1이 되도록 코딩하였다.

3.2.2 LHD using maximin distance criterion: LHD_maxi

LHD_maxi는 실험점들 간의 최소 거리가 최대 화되도록 LHD를 생성한다[11]. 즉, 실험점들 간의 거리를 최대화하여 실험의 전 영역을 고려할 수 있도록 하기 위해서이다. 이 실험계획은 MATLAB에서 아래와 같은 코드를 통하여 생성할 수 있다.

$$X = \text{lhsdesign}(n, k, \text{'criterion'}, \text{'maximin'}, \text{'iteration'}, m)$$

여기서 'criterion'은 특정 기준에 의거하여 디자인을 생성할 때 기입하며, 'maximin'은 특정기준으로서 maximin distance measure를 이용한다는 것을 의미한다. 'iteration'은 반복적 방법에 의해 기준을 최적화한다는 의미이며 m은 최대 iteration수이다. 본 논문에서는 n을 27, m을 200으로 설정하였다. 수립된 LHD_maxi는 <표 7>과 같다. 입력변수는 LHD와 같이 코딩하였다.

3.2.3 LHD using correlation criterion: LHD_corr

LHD_corr은 다음 식의 ρ^2 을 최소화하는 LHD이다 [9].

$$\rho^2 = \frac{\sum_{i=2}^k \sum_{j=1}^{i-1} \rho_{ij}^2}{k(k-1)/2} \tag{5}$$

식(5)에서 ρ_{ij} 는 i 열과 j 열 간의 선형 상관계수

식(4)에서 x_{ij} 는 j번째 입력 변수의 i번째 값을 의미한다. LHD를 생성하기 위한 MATLAB (v.7.0.1) 코드는 다음과 같다.

〈표 7〉 최소거리 최대화 LHD
coded uncoded

최대사거리	명중률	방호력	최대사거리	명중률	방호력
0.304	0.118	0.661	2648	0.552	0.917
0.242	0.923	0.791	2536	0.898	1.011
0.520	0.263	0.085	3035	0.614	0.504
0.720	0.211	0.237	3396	0.592	0.613
0.607	0.463	0.625	3193	0.700	0.892
0.690	0.696	0.037	3342	0.800	0.469
0.867	0.974	0.973	3661	0.920	1.142
0.117	0.571	0.730	2311	0.746	0.967
0.383	0.417	0.052	2789	0.680	0.480
0.911	0.553	0.336	3740	0.739	0.684
0.003	0.802	0.156	2106	0.846	0.555
0.834	0.055	0.442	3600	0.525	0.761
0.060	0.093	0.745	2208	0.541	0.978
0.460	0.317	0.667	2929	0.637	0.922
0.754	0.256	0.535	3458	0.611	0.827
0.499	0.751	0.406	2998	0.824	0.735
0.948	0.962	0.213	3806	0.914	0.596
0.201	0.383	0.871	2463	0.666	1.068
0.174	0.504	0.299	2413	0.718	0.657
0.107	0.602	0.491	2292	0.760	0.796
0.352	0.884	0.462	2734	0.881	0.775
0.283	0.150	0.289	2609	0.566	0.650
0.799	0.032	0.114	3537	0.515	0.524
0.583	0.356	0.906	3150	0.654	1.094
0.415	0.721	0.928	2848	0.811	1.110
1.000	0.834	0.576	3900	0.859	0.857
0.662	0.642	0.831	3291	0.777	1.040

〈표 8〉 상관관계를 고려한 LHD
coded uncoded

최대사거리	명중률	방호력	최대사거리	명중률	방호력
0.944	0.537	0.019	3800	0.732	0.456
0.352	0.241	0.648	2733	0.605	0.908
0.537	0.167	0.241	3067	0.573	0.616
0.648	0.130	0.944	3267	0.557	1.121
0.685	0.907	0.907	3333	0.891	1.095
0.611	0.463	0.463	3200	0.700	0.775
0.389	0.944	0.315	2800	0.907	0.669
0.093	0.500	0.982	2267	0.716	1.148
0.833	0.426	0.833	3600	0.684	1.042
0.315	0.982	0.537	2667	0.923	0.829
0.574	0.611	0.796	3133	0.764	1.015
0.722	0.204	0.574	3400	0.589	0.855
0.907	0.648	0.167	3733	0.780	0.562
0.463	0.870	0.056	2933	0.875	0.483
0.167	0.019	0.093	2400	0.509	0.509
0.241	0.722	0.352	2533	0.811	0.696
0.982	0.352	0.722	3867	0.652	0.962
0.796	0.833	0.130	3533	0.859	0.536
0.500	0.574	0.870	3000	0.748	1.068
0.759	0.759	0.426	3467	0.827	0.749
0.019	0.389	0.204	2133	0.668	0.589
0.426	0.315	0.685	2867	0.636	0.935
0.870	0.056	0.389	3667	0.525	0.722
0.130	0.093	0.278	2333	0.541	0.642
0.056	0.796	0.611	2200	0.843	0.882
0.278	0.278	0.500	2600	0.621	0.802
0.204	0.685	0.759	2467	0.796	0.988

(linear correlation coefficient), k는 입력변수의 수를 의미하며, 각 열은 각 입력변수에 대한 실험 점들을 나타낸다. 만일 입력변수들 간의 상관성

(correlation), 즉, 열과 열 간의 상관성이 크다면 입력변수들의 주효과가 교락되어 각 입력변수의 효과를 독립적으로 판단하기 어렵게 된다. 그리고

실험영역 전체를 균형 있게 고려하지 못하기 때문에 실험이 이루어지지 않은 영역에서는 정확한 예측이 어려워지게 된다. 그러나, 식(5)를 최소화함으로써 입력변수들 간의 상관성을 최소화할 수 있으며 실험의 전 영역을 고려할 수 있다. 이 실험계획은 MATLAB에서 아래와 같은 코드를 이용하여 구성할 수 있다.

```
X=lhsdesign(n, k, 'criterion', 'correlation',
            'iteration', m)
```

n을 27, m을 200으로 하여 구성한 LHD_corr은 <표 8>과 같다. 입력변수는 LHD와 같이 코딩하였다.

3.2.4 Orthogonal Array-based LHD: LHD_orth

LHD_orth [7]는 직교배열을 이용하여 생성할 수 있다. 이 실험계획은 직교배열을 이용하기 때문에 열과 열 간의 상관성이 작고 생성이 간단하다. 그러나, k가 주어 졌을 때 실험자가 원하는 실험횟수를 만족하는 직교배열이 항상 존재하지 않는다는 제약이 존재한다. 본 논문의 경우에는 직교배열 $L_{27}[22]$ 을 이용하여 LHD_orth를 생성할 수 있다. 실험계획 생성 방법은 아래와 같다.

1. L_{27} 직교표의 열 중 주효과에 해당되는 세 개 열을 선정한다.
2. 첫 번째 열의 9개의 '1'을 {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9}로 이루어진 임의의 순열로 대체한다. 예를 들어, {1,1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1} → {2, 3, 1, 6, 4, 8, 7, 9, 3}과 같이 대체한다. 나머지 9개의 '2' 와 9개의 '3'도 각각 임의의 순열로 대체한다.
3. 두 번째, 세 번째 열도 위와 같은 방법으로 각 수준을 대체한다.

4. 대체된 순열의 각 값을 총 실험횟수인 27로 나눈다.

수립된 LHD_orth는 <표 9>과 같다.

3.3 실험계획을 통한 데이터 수집

3.1절과 3.2절의 8가지 실험계획에 따라 분석용 위게임 모델을 운용하여 실험 데이터를 수집하였다. 먼저, 실험계획에 의해 정해진

각 실험점에 대해 2.3절의 방법으로 명중률표와 치사율표를 수정하여 해당 값들을 입력한다. 그 다음, 가정한 시나리오에 따라 시뮬레이션을 수행하였다. 각 실험점에서의 시뮬레이션 시간은 5분으로 제한하였으며, 결과 파일로부터 반응치 UER을 얻었다. <표 10>에 위게임 모델의 일부 운용결과를 실험계획 별로 수록하였다.

4. 모델링 및 결과 분석

4.1 반응표면 분석법(Response Surface Methodology: RSM)

RSM은 Box와 Wilson이 1951년에 처음으로 발표하였다. RSM은 사용방법이나 이론이 단순하고, 반응표면을 형성하는 절차도 복잡하지 않으며, 비선형성이 강한 문제가 아니라면 비교적 높은 정확도를 가지기 때문에 여러 분야에서 널리 사용되고 있다. RSM에서는 회귀분석을 통하여 근사적인 메타모델을 수립한다. 이 때 1차 다항식으로부터 고차 다항식까지 다양하게 고려할 수 있으나, 보통 1차 또는 2차 다항식을 주로 사용한다. 아래의 식(6)은 2차 다항식의 일반적인 형태이다.

$$y = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j x_j + \sum_{j=1}^k \beta_{jj} x_j^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j>i}^k \beta_{ij} x_i x_j + \epsilon \quad (6)$$

식(5)에서 $\beta_j, \beta_{jj}, \beta_{ij}$ 는 미지의 회귀계수이며 x_j 는 입력변수이고 y 는 반응변수이다. 본 논문

〈표 9〉 직교배열 L₂₇로부터 구성한 LHD
coded uncoded

coded			uncoded		
최대사거리	명중률	방호력	최대사거리	명중률	방호력
0.074	0.074	0.111	2233	0.533	0.522
0.185	0.148	0.667	2433	0.565	0.922
0.037	0.259	0.815	2167	0.613	1.028
0.222	0.630	0.037	2500	0.772	0.469
0.148	0.593	0.444	2367	0.756	0.762
0.296	0.444	0.704	2633	0.692	0.948
0.259	0.852	0.074	2567	0.867	0.496
0.333	1.000	0.407	2700	0.931	0.735
0.111	0.926	0.926	2300	0.899	1.108
0.407	0.296	0.148	2833	0.628	0.549
0.519	0.222	0.630	3033	0.597	0.895
0.630	0.037	0.963	3233	0.517	1.135
0.667	0.407	0.259	3300	0.676	0.629
0.481	0.556	0.519	2967	0.740	0.815
0.370	0.519	0.741	2767	0.724	0.975
0.593	0.704	0.333	3167	0.804	0.682
0.444	0.741	0.593	2900	0.819	0.869
0.556	0.889	0.889	3100	0.883	1.082
0.704	0.185	0.296	3367	0.581	0.656
0.778	0.111	0.556	3500	0.549	0.842
0.815	0.333	1.000	3567	0.644	1.161
0.889	0.667	0.185	3700	0.788	0.576
0.926	0.370	0.481	3767	0.660	0.789
0.963	0.481	0.852	3833	0.708	1.055
1.000	0.778	0.222	3900	0.835	0.602
0.741	0.815	0.370	3433	0.851	0.709
0.852	0.963	0.778	3633	0.915	1.002

서는 입력변수가 3개이기 때문에 2차 다항 회귀 모형은 다음과 같이 주어진다.

〈표 10〉 각 실험계획에 따른 시뮬레이션 결과(UER)

실험 번호	FFD	CCD_ RS1	CCD_ RS2	CCD_ RS3	LHD	LHD_ maxi	LHD_ corr	LHD_ orth
1	0.071	0.200	0.200	0.200	0.389	0.080	0.389	0.067
:	:	:	:	:	:	:	:	:
26	1.000	0.182	0.286	0.571	0.412	0.438	0.067	0.500
27	1.125	0.438	0.154	0.227	0.250	0.069	0.238	1.000

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \beta_{11} x_1^2 + \beta_{22} x_2^2 + \beta_{33} x_3^2 + \beta_{12} x_1 x_2 + \beta_{13} x_1 x_3 + \beta_{23} x_2 x_3 + \epsilon \quad (7)$$

식(7)에서, x_1, x_2, x_3 은 각각 최대사거리, 명중률, 방호력을 의미한다. 본 논문에서는 식(7)의 full model로부터 변수선택 과정을 거쳐 보다 경제적인 모델을 수립하였다. 즉, SAS[21]의 모든 가능 회귀(all possible regression) 절차를 수행하여 R-Square값이 크고 Cp값과 MSE값이 작은 모형을 선택하였다.

4.2 인공신경망 모형

4.2.1 인공신경망의 구조

인공신경망이란 인간의 신경체계를 모방한 모델로서 패턴인식, 분류, 예측 등의 분야에 널리 활용되고 있다. 본 논문에서 고려한 인공신경망은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있으며, 입력뉴런의 수는 3개(= 입력변수의 수), 은닉뉴런의 수는 6개, 출력뉴런의 수는 1개(= 반응변수의 수)로 하였다.

본 논문에서는 인공신경망의 훈련에 오차 역전파(Error Backpropagation) 기법을 적용하였다. 오차 역전파 기법이란 다층 인공신경망을 훈련하기 위해 고안된 기법으로서 인공신경망에 의해 계

산된 출력값과 목표값(즉, 실제 반응변수값)의 차이의 제곱합을 최소화하는 것이다. 오차 역전파 기법은 세 단계로 이루어져 있다. 먼저, 전방향 단계에서 각 입력뉴런은 입력신호를 받아 은닉뉴런으로 전달하고 은닉뉴런은 신호의 가중합을 구한 후 전이함수를 사용하여 변환한 출력값을 다음 은닉뉴런으로 전달한다. 이러한 과정은 마지막 출력 뉴런까지 진행되며, 출력뉴런에서 최종적으로 인공신경망의 출력값이 계산된다. 다음의 오차 역전파 단계에서는, 출력뉴런에서 목표값과 출력값 간의 차이의 제곱합(즉, 오차제곱합)을 계산한 후, 이를 이전 은닉층으로 역전파한다. 은닉층에서는 은닉층과 출력층 간의 연결강도에 대한 오차제곱합의 변화율을 계산한다. 이 과정은 입력층까지 진행된다. 마지막 단계는 각 층에서 계산한 변화율을 이용하여 연결강도를 조정하는 단계이다. 이 과정이 하나의 훈련 사이클을 구성한다.

4.2.2 인공신경망의 훈련 조건

8가지 실험계획법을 공정하게 비교하기 위해 인공신경망의 여러 조건들을 통일시켜야 한다. 즉, 훈련 알고리즘, 은닉층의 수, 뉴런의 수, 전이 함수와 같은 조건을 동일하게 설정해야 한다. 본 논문에서는 역전파 기법으로서 작은 규모의 데이터를 훈련시킬 때 빠를 뿐만 아니라 상대적으로 정확한 예측치를 제공하는 것으로 알려진 Levenberg-Marquardt 알고리즘[23]을 사용하였다. 그리고 은닉층의 전이함수는 hyperbolic tangent sigmoid 함수(식(8) 참조)로, 출력층의 전이 함수는 pure linear 함수(식(9) 참조)로 정하였다.

$$y = \frac{e^a - e^{-a}}{e^a + e^{-a}} \quad (8)$$

$$y = a \quad (9)$$

단, a 는 입력신호의 가중합이다.

한편, 각 실험계획의 데이터에 대해 은닉뉴런의

수를 3개부터 9개까지로 바꿔 가며 인공신경망을 훈련시킨 결과, 은닉뉴런의 수가 6개일 때 출력값의 MSE(mean squared error)가 상대적으로 가장 작았으므로 은닉뉴런의 수는 6개로 통일하였다.

훈련을 종료시키기 위한 기준은 트레이닝 사이클이 100회가 넘을 때, 훈련 오차가 기준치인 0.0001이하가 될 때, 그리고 최대 실패허용 사이클 수만큼 반복되었음에도 타당성 검사용 데이터 셋(validation data set)에 대한 MSE값이 더 이상 낮아지지 않을 때의 세 가지를 고려하였으며, 이 조건 중 한 가지만 만족하더라도 훈련을 종료하도록 하였다. 타당성 검사용 데이터셋은 임의추출법으로 13점을 선정하였으며, 총 3개의 셋을 구성하여 훈련에 적용하였다. 또한 최대 실패허용 사이클 수를 5회와 10회 두 가지로 하여 훈련을 실시하였다. 그리고, 인공신경망의 초기 연결강도를 어떤 값으로 설정하느냐에 따라 모델의 예측력이 달라질 수 있기 때문에 각 실험계획의 데이터에 대해 초기 연결강도값 셋 20개를 랜덤하게 생성하여 훈련을 수행하였다.

4.3 예측력 비교 분석

본 논문에서는 각 실험계획에 의해 수립된 모델의 예측력을 평균제곱예측오차(mean squared error of prediction: MSEP)를 기준으로 비교분석하였다[1]. 즉,

$$MSEP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (10)$$

식(10)에서 y_i 는 위계임 모델의 실제 반응변수 값, \hat{y}_i 는 메타모델을 통해 얻은 예측값, n 은 테스트 데이터셋의 실험점 수이다. 이 때 예측력 비교 및 분석은 랜덤하게 생성한 60개의 실험점으로 구성된 테스트 데이터셋을 통해 실시하였다.

<표 11> 2차 다항 회귀모형 예측력 비교

실험계획	선정 항의 수	선정 항	MSEP
FFD	6	$x_1, x_2, x_3, x_1x_2, x_1x_3, x_2x_3$	0.01424
CCD_RS1	5	$x_1, x_2, x_3, x_1x_2, x_2x_3$	0.02367
CCD_RS2	4	x_1, x_2, x_1x_2, x_1x_3	0.02327
CCD_RS3	4	x_1, x_2, x_1x_2, x_1x_3	0.01934
LHD	5	$x_1, x_2, x_3, x_1x_3, x_1^2$	0.03222
LHD_maxi	6	$x_1, x_2, x_3, x_1x_2, x_2^2, x_3^2$	0.01645
LHD_corr	6	$x_3, x_1x_2, x_1x_3, x_2x_3, x_1^2, x_2^2$	0.03319
LHD_orth	5	$x_1, x_2, x_3, x_1x_3, x_1^2$	0.01693

4.3.1 예측력 비교분석

먼저 각 실험계획법에 의한 데이터를 2차 다항 회귀모형에 적합한 후 테스트 데이터셋을 통해 예측력을 비교한 결과는 <표 11>과 같다.

<표 10>에 나타난 바와 같이 FFD로부터의 데이터를 바탕으로 한 2차 다항 회귀모형의 예측력이 가장 우수하였다. 컴퓨터 실험계획의 경우, LHD_maxi와 LHD_orth로 데이터를 생성하여 2차 다항 회귀모형에 적합시켰을 때의 예측력이 우수하였으며, LHD와 LHD_corr의 경우는 저조한 예측력을 보였다.

인공신경망에 대한 예측력 비교 결과는 <표 11>과 같으며, A는 실험계획법, B는 타당성 검사용 데이터셋, C는 최대 실패허용 사이클 수를 의미한다.

<표 12>에서 실험계획, 최대 실패허용 사이클 수, 타당성 검사용 데이터셋의 각 조합에 해당되는 MSEP값은 20가지의 초기 연결강도 값에 따른 반복 실험 결과에 대한 평균치이다. <표 11>로부터 LHD_orth의 MSEP값이 가장 작다는 것을 알 수 있다. FFD와 LHD_maxi도 LHD_orth와 유사한 MSEP값을 갖는다. 최대 실패허용 사이클 수는 5회일 때가 10회일 때보다 일반적으로 작은 MSEP 값을 갖는다. 이는 최대 실패허용 사이클

<표 12> 인공신경망 모형 예측력 비교

A	B		1	2	3	C별 평균	A별 평균
	C						
FFD	5		0.02217	0.02187	0.01994	0.02133	0.02101
	10		0.02135	0.02024	0.02050	0.02070	
CCD_RS 1	5		0.03374	0.03409	0.06395	0.04393	0.04365
	10		0.05519	0.03665	0.03826	0.04337	
CCD_RS 2	5		0.04192	0.04492	0.04352	0.04345	0.05109
	10		0.05572	0.05401	0.06628	0.05867	
CCD_RS 3	5		0.03303	0.03207	0.03345	0.03285	0.03438
	10		0.04185	0.03173	0.03418	0.03592	
LHD	5		0.03575	0.03198	0.03790	0.03521	0.03921
	10		0.03686	0.03499	0.05776	0.04320	
LHD_maxi	5		0.02094	0.02123	0.02188	0.02135	0.02170
	10		0.02240	0.02214	0.02163	0.02206	
LHD_corr	5		0.05636	0.02989	0.05573	0.04733	0.05115
	10		0.06721	0.03202	0.06566	0.05496	
LHD_orth	5		0.01885	0.01819	0.01988	0.01897	0.01941
	10		0.02017	0.01879	0.02056	0.01984	
B별 평균			0.03647	0.03030	0.03882		

수가 커지면 과훈련이 발생하기 때문에 판단된다.

이상으로 회귀모형과 인공신경망의 예측력을 각각 비교하였다. 다음으로 2차 다항 회귀식에 의해 생성된 메타모델의 예측력과 인공신경망의 예측력을 종합적으로 비교하였다(<표 13> 참조).

<표 13>은 2차 다항 회귀모형이 인공신경망 모형보다 전반적으로 예측력이 더 우수하다는 것을 보여 주고 있다. 이는 본 연구에서 다른 문제에서는 입력변수와 반응변수 간의 비선형성이 높지 않기 때문으로 판단된다. 인공신경망의 경우, LHD_orth와 LHD_maxi로부터의 데이터를 바탕으로 훈련된 인공신경망의 예측력이 우수하였으나, 전통적 실험계획법인 FFD의 경우 역시 유사한 예측력을 보였다. 2차 다항 회귀모형의 경우에

〈표 13〉 메타모델 종합 비교 분석

모델링 기법 실험계획	인공신경망 모형	2차 다항 회귀모형
FFD	0.02101	0.01424
CCD_RS1	0.04365	0.02367
CCD_RS2	0.05109	0.02327
CCD_RS3	0.03438	0.01934
LHD	0.03921	0.03222
LHD_maxi	0.02170	0.01645
LHD_corr	0.05115	0.03319
LHD_orth	0.01941	0.01693

는 FFD로부터의 데이터에 적합시킨 회귀모형의 예측력이 가장 우수하였으며, 컴퓨터 실험계획법인 LHD_orth와 LHD_maxi의 예측력도 우수한 것으로 판단할 수 있다. FFD는 입력변수의 수가 많아지면 실험점의 수가 급격히 증가하는 문제점이 있으므로 컴퓨터 실험계획에 국한하여 판단한다면, 본 논문의 문제에 대해서는 실험계획으로는 LHD_maxi나 LHD_orth, 그리고 모델링 기법으로는 2차 다항 회귀모형을 추천할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 위게임 모델에 대한 메타모델을 수립하기 위해, 먼저 완전요인배치법, 임의 추출한 실험점이 추가된 중심합성계획, LHD, 최대 최소거리 기준을 적용한 LHD, 상관계수 기준을 적용한 LHD, 직교배열을 이용한 LHD를 각각 구성하였다. 구성된 실험계획에 따라 JANUS를 운용하여 데이터를 수집하고, 수집된 데이터에 대해 반응표면분석(회귀분석) 및 인공신경망을 적용하여 위게임 모델에 대한 메타모델을 수립하였다. 수립된 모델의 성능은 MSEP를 기준으로 비교하였다. 그 결과, 2차 반응표면 모델이 인공신경망 모델보다 전반적으로 우수한 예측력을 보였다. 완

전요인배치법을 배제한다면, 본 논문의 문제에 대해서는 LHD_maxi나 LHD_orth로 수집한 데이터에 적합한 2차 다항 회귀모형을 적절한 메타모델로 추천할 수 있다.

비록 소규모 문제로부터의 결과이지만, 본 연구의 결과 중 주목할 점은 2차 반응표면 모형의 효용성에 관한 것이다. 즉, 2차 반응표면 모형은 문제의 성격에 따라 인공신경망 보다 더 우수한 예측력을 제공할 수도 있을 뿐더러 모형 개발 절차나 모형의 해석도 상대적으로 용이하다. 따라서, 메타모델 개발 시 하나의 유력한 대안으로 항상 고려할 필요가 있다.

본 연구에서는 시물레이션을 통해 수집한 테스트 데이터셋을 사용하여 메타모델을 검증하였으나, 보다 의미 있는 검증을 위해서는 야전에서 실시되고 있는 전투 실험으로부터의 데이터를 활용할 필요가 있다. 아울러, 본 연구에서는 전차 전투 상황만을 고려했으나, 본 연구에서 제시한 메타모델링 절차를 보다 복잡하고 다양한 문제에 적용하여 그 효용성을 점검하고 필요 시 수정, 보완할 필요가 있다. 예를 들어, 전구급 합동분석용 모형인 JICM(Joint Integrated Contingency Model)은 미래 부대 구조의 대안을 평가할 수 있는 모형이다. 이 모델을 이용하여 미래 사단의 구조가 인력 중심이 아닌 장비 중심으로 변화된다고 했을 때 전쟁에 미치는 영향력을 판단하는 문제 등에 적용해 볼 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] 김운태, 고 원, 박혜련, “분석용 정밀 위게임 모형의 통계적 진단 및 활용”, 2004 한국통계학회 추계 학술대회 논문집, 117- 121, 2004.
- [2] Barton, R. R., “Metamodels for simulation input-output relations”, *Proceedings of the 1992 Winter Simulation Conference*, 289-

- 299, 1992.
- [3] McKay, M. D., Beckman, R. J., and Conover, W. J., "A Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code", *Technometrics*, 21(2), 239-245, 1979.
- [4] Stein, M., "Large sample properties of simulation using Latin hypercube sampling", *Technometrics*, 29, 143-151, 1987.
- [5] Sacks, J., Welch, W. J., Mitchell, T. J. and Wynn, H. P., "Design and analysis of computer experiments", *Statistical Science*, 4(4), 409-435, 1989.
- [6] Shewry, M. and Wynn, H., "Maximum entropy sampling", *Journal of Applied Statistics*, 14, 409-435, 1987.
- [7] Tang, B., "Orthogonal array-based Latin hypercubes", *Journal of the American Statistical Association*, 88(424), 1392-1397, 1993.
- [8] Ye, K. Q., "Orthogonal column latin hypercubes and their application in computer experiments", *Journal of the American Statistical Association*, 93(444), 1430-1439, 1998.
- [9] Owen, A. B., "Controlling correlations in Latin hypercube samples", *Journal of the American Statistical Association*, 89(428), 1515-1522, 1994.
- [10] Tang, B., "Selecting Latin hypercubes using correlation criteria", *Statistica Sinica*, 8, 965-977, 1998.
- [11] Morris, M. D., Mitchell, T. J., "Exploratory designs for computational experiments", *Journal of Statistical Planning and Inference*, 43, 381-402, 1995.
- [12] Joseph, V. R., Hung, Y., "Orthogonal-maximin Latin hypercube designs", *Statistica Sinica*, to appear, 2006.
- [13] Lunani, M., Sudjianto, A., and Johnson, P. L., "Generating efficient training samples for neural networks using Latin hypercube sampling", *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, 5, 209-214, 1995.
- [14] Alam, F. M., McNaught, K. R., and Ringrose, T. J., "A comparison of experimental designs in the development of a neural network simulation metamodel", *Simulation Modelling Practice and Theory*, 12, 559-578, 2004.
- [15] Simpson, T. W., Peplinski, J. D, Koch, P. N. and Allen, J. K., "Metamodels for computer-based engineering design: Survey and recommendations", *Engineering with Computers*, 17, 129-150, 2001.
- [16] Allen, T. T., Kabiri-Bernshteyn, K., and Bamoradian, K. K, "Constructing metamodels for computer experiments", *Journal of Quality Technology*, 35(3), 264-274, 2003.
- [17] Davis, P. K., Bigelow, J. H., *Motivated Metamodels*, RAND, Santa Monica, CA, 2004.
- [18] 문형곤, 윤직석, 유승근, 01 육군 전투실험 기술 지원 연구보고서, 한국국방연구원, 2001.
- [19] Box, G. E. P., Wilson, K. B., "On the experimental attainment of optimum conditions", *Journal of the Royal Statistic Society Ser. B(Methodological)*, 13(1), 1-45, 1951.
- [20] Montgomery, D. C., *Design and Analysis*

- of Experiments*, 6th. ed., Chapter 11, John Wiley & Sons Inc., New York, 2005.
- [21] SAS/STAT 9.1 User's Guide, 2004
- [22] Phadke, M. S., *Quality Engineering Using Robust Design*, p.293, PTR Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1989.
- [23] MATLAB v.7.0.1 Manual, Backpropagation in Neural Network Toolbox, 2004.

| 저자소개 |

유 권 태 (E-mail : kt330@kaist.ac.kr)

2003 육군사관학교 응용화학과 졸업(학사)
 2007 한국과학기술원 산업공학과 졸업(석사)
 현재 육군보병학교 고군반 교육중
 관심분야 실험계획법, 메타 모델링 기법

염 봉 진 (E-mail : bjyum@kaist.ac.kr)

1971 서울대학교 공과대학 전자공학과 (학사)
 1977 오레곤 주립대학 산업공학과 (석사)
 1981 오하이오 주립대학 산업공학과 (박사)
 현재 한국과학기술원 산업공학과 교수
 관심분야 품질공학, 신뢰성공학, 데이터 마이닝