

시뮬레이션과 메타모델을 이용한 자동물류센터 설계 최적화

강정윤^{1*} · 이홍철¹ · 엄인섭¹

A Study for Design Optimization of an Automated Distribution Center using the Simulation and Metamodel

Jeong-Yun Kang · Hong-Chul Lee · In-Sup Um

ABSTRACT

Now distribution centers include an ASRS (Automated Storage and Retrieving System) and automated transfer systems such as conveyors and AGV (Automated Guided Vehicle). These automated distribution centers have lots of parameters to be considered for operating performance. The general basic parameters in the distribution centers are specifications of storage equipment, system operating rules, configuration of storage area and unit load features. In this paper, an approach using simulation and metamodeling with response Surface method to optimize the design parameters of an automated distribution center model is presented. The simulation based metamodel will constitute an efficient approximation of the system function, and the approximate function will be used to design rapid optimal parameters of the distribution center model. This paper provides a comprehensive framework for economical material flow system design using the simulation and metamodeling.

Key words : Simulation, Optimization, Meta Model, RSM (Response Surface Model), Distribution Center, DOE (Design of Experiments)

요약

최근의 자동물류센터는 자동창고(ASRS)와 자동주행대차(AGV)를 중심으로 각종 컨베이어시스템과 운반장치 등으로 구성되면서 매우 복잡한 시스템 형태를 갖게 되었다. 이러한 시스템의 복잡성에 기인하여 시스템 설계과정에서의 정확한 운영 수행도 파악을 위해서는 많은 종류의 설계변수들이 고려되어야 한다. 물류센터 설계에서 고려해야 할 일반적인 설계 변수로는 보관설비 및 운반설비의 사양과 여러 가지 시스템 운영 규칙, 보관영역이나 보관물의 형태 등이 있다. 이 논문에서는 자동화물류센터에 대하여 시뮬레이션 실험과 반응표면모델을 이용하여 메타모델을 만들고 이를 통하여 설계변수들을 최적화하는 효율적인 방법에 대하여 소개 하고자 한다. 정확하게 정의된 시뮬레이션 기반의 메타모델은 시스템 함수의 근사적 표현으로서 수리적 계산을 통해 신속한 설계변수 최적화를 가능하게 한다. 이 논문에서 제시한 접근 방법은 자동물류센터와 같은 복잡한 물류 시스템의 설계 단계에서 시뮬레이션의 설계 참여도를 극대화시키고 최종 설계의 정확도를 향상시키는데 기여 할 것이다.

주요어 : 시뮬레이션, 최적화, 메타모델, 반응표면모델, 자동화물류센터, 실험계획

* 이 논문은 2006년도 두뇌한국 21사업에 의하여 지원되었음.

2006년 6월 19일 접수, 2006년 9월 7일 채택

¹⁾ 고려대학교 산업시스템정보공학과

주 저 자: 강정윤

교신저자: 강정윤

E-mail: jykang@korea.ac.kr

1. 서론

최근 물류시스템 설계 과정에서는 설계요류를 최소화 하고 설계기간을 단축하기위해 3차원 그래픽 시뮬레이션을 활용하는 동시공학적 기법의 설계 프로세스를 활용하고 있다. 이처럼 물류시스템의 설계 과정 중에 시뮬레이션을 활용할 때 비교적 단순한 시스템의 설계 과정에서는 시뮬레이션과 설계 작업의 동시 진행이 매우 용이하다. 그러나 자동물류센터와 같은 복잡한 물류 시스템의 설계 과정에서는 모델링 작업의 사이클이 길어지고 실험 분석에도 많은 시간이 소요 되므로 상호 교류적인 동시 작업의 진행에 많은 어려움을 겪게 된다. 이런 어려움의 결과는 그림 1에 나타난 것과 같이 설계 프로세스에서 시뮬레이션과 상세설계의 구조적 단절성을 초래한다.

이와 같은 설계와 시뮬레이션의 단절성을 극복하고 시뮬레이션의 적극적인 역할을 수행하기 위해서는 다음과 같은 요소들의 기술적 구현이 필요하다.

- 시뮬레이션 모델의 근사적 표현
- 시뮬레이션 모델의 근사적 수정
- 근사모델의 실험 분석

여기서 시뮬레이션 모델의 근사적 표현은 설계 진행 단계에서 근사적으로 전체시스템을 표현할 수 있는 근사 모델링(메타모델링)을 의미하고 근사적 수정이란 근사 모델을 통한 시스템 모델의 확장과 축소를 의미한다. 또한 실험 분석은 근사 모델을 이용해서 시뮬레이션과 최적화를 분리하고 실험 분석 시간을 최소화 하여 설계과정에서

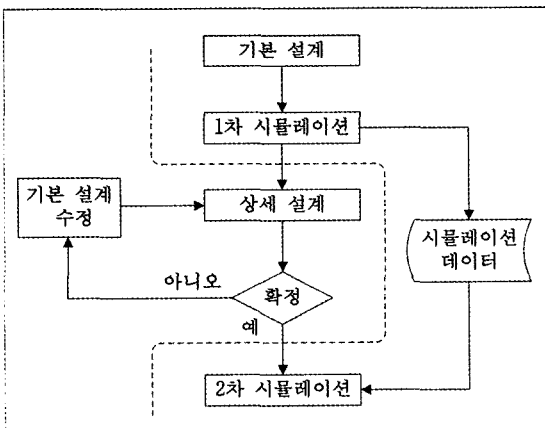


그림 1. 시뮬레이션 프로세스의 단절성

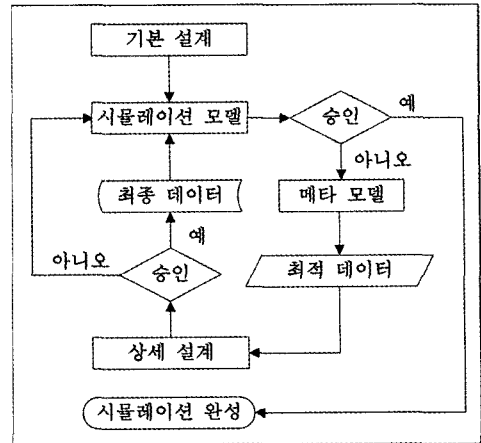


그림 2. 동시적 시뮬레이션 프로세스

필요한 최적데이터를 적시에 도출하는 것을 말한다.

물류시스템 설계에서 바람직한 시뮬레이션의 역할은 그림 2에서처럼 시스템 설계의 중심에서 설계자의 분석 요구에 동시적(여기서 동시적의 의미는 설계자의 설계 작업에 시스템 분석 데이터를 반영할 수 있는 시간적 가능성을 의미 한다.)으로 대응하면서 최적 시스템의 구축을 가능하게 하는 것이라고 할 수 있다.

이 논문에서는 자동물류센터와 같은 복잡한 시스템의 설계과정에서 3차원 그래픽 시뮬레이션 모델을 기반으로 메타모델을 구현하고 최적화를 수행해서 설계 과정에 필요한 최적 데이터를 신속히 산출하는 효율적 방법을 제시하고자 한다.

2. 시뮬레이션 모델(Simulation Model)

본 논문에서 사용한 자동물류센터 모델은 파렛트 자동창고시스템(ASRS; Automated Storage and Retrieval System), 파렛트 평지 운반용 자동대차(AGV; Automated Guided Vehicle), 궤도형 자동대차(RGV:Rail Guided Vehicle), 창고 입출고 및 피킹 작업용 컨베이어(Conveyor) 시스템으로 구성되었다.

자동물류센터 시스템의 시뮬레이션에 사용한 시뮬레이터는 AutoMod(Ver. 11.0; Brooks Automation Incorporate)이며 하드웨어는 펜티엄 4 (CPU 속도: 3.2 MHz, RAM : 2.0G)급 데스크탑 컴퓨터를 이용하였다. Auto-Mod에 의한 시뮬레이션 모델은 AGV시스템과 ASRS, RGV시스템, 입출고 Conveyor시스템 등의 부하 시스템(Sub System)과 이들을 연결하고 제어하는 프로세스 로

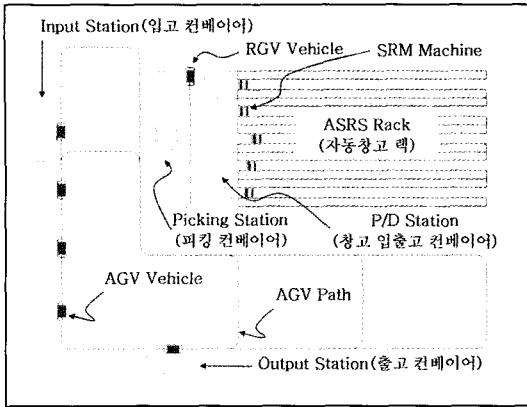


그림 3. 자동물류센터 시스템 레이아웃

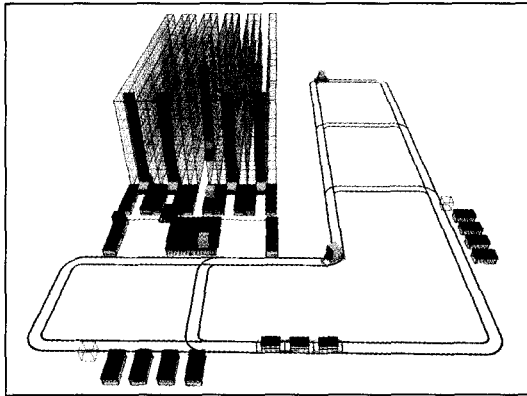


그림 4. 시물레이션의 3D 그래픽모델

직(Process Logic) 부분으로 구성된다. 그림 3은 시물레이션에 사용된 자동물류센터 모델의 시스템 레이아웃이다. AutoMod에서 각 부하 시스템의 그래픽요소들은 시물레이션 런타임 환경에서 VR(Virtual Reality; 가상현실) 개념의 3D 그래픽 모델로 구현 되면서 자유로운 내비게이션(Navigation)이 가능하다. 그림 4는 이 논문의 실험에 사용한 자동화된 물류센터 시스템을 시물레이션 런 타임 환경에서 3D 그래픽 모델로 구현한 모습이다.

2.1 시스템 구성과 운영방안

표 1에서처럼 이 실험에서는 실험의 간편성을 위해 AS/RS에서 단일 품목을 단일 모드로 랜덤하게 입출고 하는 것으로 가정 했다.

또한 AGV 시스템의 Load 처리는 복수의 작업대에서는 기본적으로 선입선출(FIFO)을 적용, 가장오래 기다린

표 1. AS/RS구성과 운영방안

AS/RS 구성과 운영방안		
랙 열수(Number of Aisles)	5열	
랙 행수(Number of Bays)	30행	
랙 단수(Number of Tiers)	10단	
셀 넓이(Bay Width)	1.35(m)	
셀 깊이(Bay Depth)	1.35(m)	
셀 높이(Next Tier)	1.20(m)	
저장품 규격(Load Size)	L:1.1, W:1.1, H:0.9(m)	
이적 시간(Load/Unloading Time)	12(sec)	
보관 품목수(Number of Items)	1(단일품목 가정)	
피킹 비율	100 %	
물동량 발생분포	입고 분포	Normal 90, 18 sec/Load
	피킹시간 분포	Normal 60, 12 sec/Load
	출고 분포	Normal 90, 18 sec/Load
	전체 물동량	Max. 120 PLT/hr
입출고 주기(Command Mode)	단일모드(Single Mode)	
랙내 보관방법(Zoning)	랜덤 보관(Free Location)	

Load를 먼저 처리하여(Oldest Rule) 버퍼를 균등화 시켰으며 Unloading후에 공차상태가 된 AGV는 반드시 지근거리의 Load를 회수하도록 하여(Closest Rule) 차량의 공차율을 최소화 시키는 방안을 적용했다. AGV 차량은 차량 간 버퍼(Bumper to Bumper)가 가능한 능동형 AGV 시스템을 적용했다.

이런 운영 방안들 자체가 시스템 수행도에 영향을 주는 정성적 요소로서 실험 변수에 포함될 수도 있으며 이와 관련한 많은 연구가 진행되어 왔다. 그 중 일부를 [1, 2, 5] 등에서 설명하고 있다.

3. 기존 연구에 대한 고찰

기존의 시물레이션과 메타모델을 이용한 시스템 분석 및 최적설계에 관한 연구들은 대부분 메타모델을 이용한 다목적 문제의 최적화 부분에 초점을 맞추고 있다. 즉 시물레이션을 이용하여 회귀분석 메타모델을 만든 후 이를 통한 최적화 또는 시물레이션과 최적화를 연동시키는 과정을 통하여 시스템 설계 변수를 결정하는 방법들을 제시

하고 있다.

Park 등은 다구찌 실험계획(Taguchi Method)의 직교 배열로 시뮬레이션을 수행한 후 선형회귀분석하고 이 메타모델을 이용하여 CP(Compromise Programming)로 다수의 성과척도들을 최적화시키는 방법을 셀방식 생산공정(Manufacturing Cell)에 적용 하였다³⁾. 또한 Park 등은 유연생산시스템(FMS : Flexible manufacturing system)에 의 상충하는 다목적 문제에 대해서도 교호작용(Interaction)을 포함한 선형 회귀분석과 CP를 이용하여 설계 및 통계 파라미터를 동시에 결정하는 문제를 연구하였다⁴⁾.

엄인섭 등은 자동화 물류센터 시스템에 대하여 진화 전략(Evolutionary Strategy)을 이용하여 시스템 대안들의 최적화를 수행하고 DEA(Data Envelopment Analysis)를 이용한 대안간의 비교 평가를 통하여 최적 설계안을 도출하는 방법을 연구 했다⁵⁾.

허병완 등은 자동화 물류센터에 대하여 진화전략(EA)과 AHP(Analytical Hierarchy Process)를 이용하여 시뮬레이션 최적화를 수행한 후 회귀분석 메타모델과 CP(Compromise Programming)를 통하여 최적 설계 변수를 도출하는 방법을 연구 했다⁶⁾.

위에서 언급한 기존의 연구들은 공통적으로 다음의 문제점들을 내포하고 있다.

- 시뮬레이션의 역할 축소
- 시스템 레이아웃 변경(확장 및 축소)에 대한 유연성 부족
- 메타모델로 최종 설계안을 도출함으로써 최종 시스템에 대한 정확한 타당성 검증 부족
- 시스템 비선형성의 배제로 인한 부정확성

이 논문에서는 기존의 연구에서 도출된 위의 문제점들에 대하여 다음과 같은 방향에서 해법을 제시하고자 한다.

- 시뮬레이션으로 시작해서 시뮬레이션으로 끝낸다.
⇒ 시뮬레이션의 본질적 역할을 극대화 시키고 최종설계안에 대한 타당성을 시뮬레이션으로 적시에 검토한다.
- 시스템 확장과 축소를 위한 설계요소를 시뮬레이션 모델에 반영
⇒ 초기 시뮬레이션 실험으로 메타모델을 도출하고 후의 시스템 레이아웃 변경은 메타모델에서 구현한다.

- 반응표면법에 의한 2차 회귀모형식을 도출 한다.
⇒ 시스템의 비선형성에 의한 근사오차를 최소화해 시스템 설계와 분석의 정확도를 향상시킨다.

이와 같은 해법들은 시뮬레이션과 메타모델을 이용한 자동물류센터 시스템의 설계와 분석과정 중에 엔지니어가 수행할 수 있는 보다 실용적이고 경제적인 방안이 될 수 있을 것이다. 다음 장에서는 메타모델에 대한 일반적인 이론을 고찰하고 반응표면법을 이용하여 메타모델을 구현하는 방법을 살펴 본 후 초기 시뮬레이션 실험을 수행하여 그 결과를 바탕으로 시뮬레이션 메타 모델을 구할 것이다.

4. 메타모델(Metamodel)

4.1 메타모델(Metamodel)의 정의

그림 5에서처럼 시스템 설계의 특징적 요인들을 조합하여 그래픽 요소와 제어 논리를 이용하여 재구성한 것이 시뮬레이션 모델이라면 메타모델은 시뮬레이션 모델의 출력을 통계적으로 분석 하여 비교적 간단한 근사함수(회귀모델)로 구현 한 것이다.

또한 시뮬레이션 모델이 시스템 설계의 타당성을 근사적으로 검증하는 역할을 하듯이 메타모델을 통하여 시뮬레이션 모델과 시스템 설계의 타당성을 검토 할 수도 있다.

일반적인 메타모델의 형태는 식 (1)과 같이 나타낸다.

$$y = f(x) + \varepsilon, \quad \hat{y} = g(x) \tag{1}$$

$$y = \hat{y} + \varepsilon, \quad (\varepsilon = \varepsilon_{\text{bias}} + \varepsilon_{\text{random}})$$

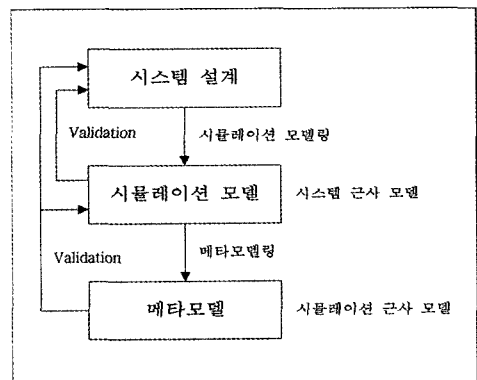


그림 5. 시스템 근사 모델링

여기서 x 는 시뮬레이션 출력에 영향을 주는 독립 변수(Input Factor)의 벡터이고 함수 $f(x)$ 는 실제 시뮬레이션 모델의 출력값, $g(x)$ 는 $f(x)$ 를 근사화 시킨 메타모델의 출력 값이며 ε_{bias} 는 근사오차(Approximation Error), ε_{random} 은 측정오차(Measurement Error)를 의미 한다. 오차항 ε_i 는 i.i.d. $N(0, \sigma^2)$ (Identical and Independent Normal Distribution with means of zero)으로 가정 한다. 만약 실험 대상 시스템이 확정적(Deterministic)이라면 ε_{random} 은 평균과 분산이 0이 되므로 식 (1)은 다음의 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$y(x) = \hat{y}(x) + \varepsilon_{bias} \quad (2)$$

복잡한 물류 시스템을 정교하게 모델링한 3차원 그래픽 시뮬레이션 모델은 처리해야 할 데이터의 양이 매우 많기 때문에 시뮬레이션 모델을 이용하여 직접 최적화 실험을 수행하기 위해서는 상당히 긴 계산 시간을 필요로 한다. 즉 시뮬레이션 모델을 직접 최적화 과정에 이용하는 통합적인 동적 시뮬레이션 최적화 과정에서는 시뮬레이션의 통계적 분석에 필요한 반복실험과 최적화 알고리즘의 구현에 필요한 반복실험이 이중으로 대량으로 수행되면서 시뮬레이션 모델 자체의 계산속도(Time Pace)와 맞물리기 때문에 많은 연산시간을 소비 하게 된다.

연산시간의 대량 발생 문제를 해결하기 위해 위의 그림 6에서처럼 시뮬레이션과 최적화 프로세스를 분리하고 메타모델을 이용해 최적화 실험을 수행하면 시스템 분석에 소요되는 계산 시간을 대폭 축소시킬 수 있다.

이 논문에서는 직교배열(Orthogonal Array)로 실험계획을 수립하고 반응표면법(RSM; Response Surface Method)을 이용하여 2차식을 포함하는 다항함수로 메타모

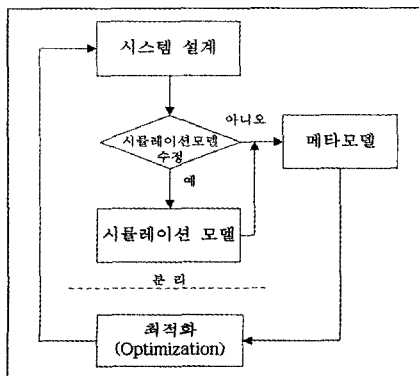


그림 6. 시뮬레이션과 최적화의 분리

델을 구축하였다. 메타모델링 기법과 과정에 대해서는 [7, 8] 등에서 설명하고 있다.

4.2 RSM(Response Surface Method)

다항 회귀분석 기법을 이용한 반응표면모델(Response Surface Model)의 구축은 Draper와 Smith가 물리적 실험에서 나온 방대한 데이터를 분석하는데 사용하면서 잘 알려지게 되었지만^[9] 시뮬레이션과 같은 계산 실험에서 나온 데이터에도 성공적으로 응용 되어 지고 있다.

반응표면법(Response Surface Method)은 입력변수(Factor)들과 이에 의해 영향을 받는 출력변수(Response)들 사이의 문제를 분석하고 모델링하는데 유용한 수리적, 통계적 기법들의 집합체이며 목적은 출력변수(Response)를 최적화 하는 것이다^[10]. 반응표면 모델의 구축과 설계 최적화에 관한 접근방법에 대하여는 Myers 등이 잘 설명하고 있다^[11].

반응표면 모델 구축의 기본 개념은 반응함수 $y(x)$ 를 모델링하는 것이며 $y(x)$ 는 식 (3)과 같이 나타낸다.

$$y = g(x, \beta) + \varepsilon \quad (3)$$

여기에서 y 는 전역모델 $g(x, \beta)$ 의 조합이며 이것은 설계변수 x 와 모델 파라미터 β , 랜덤오차 ε 로 구성된다. 또한 랜덤오차 ε 는 평균이 0이고 분산 σ^2 을 갖는 것으로 가정 한다(i.i.d. $N(0, \sigma^2)$). 앞의 3.1절 메타모델의 정의 부분에서 일부 언급했듯이 확정적 계산 모델의 경우 ε 에 대한 함축적인 통계적 가정에는 토론의 여지가 있지만 여기서는 비 확정적 모델을 대상으로 함축적으로 적용한다^[12].

전역 모델 $g(x, \beta)$ 를 파라미터 β 에 대하여 선형식의 형태로 표현하면 식 (4)와 같다.

$$g(x, \beta) = \beta_1 * f_1(x) + \dots + \beta_k * f_k(x) = f^T(x) * \beta \quad (4)$$

선택된 실험 계획으로 설계 영역안의 N개의 실험점에 대한 데이터가 수집되면 식 (5)와 같이 N개의 수식을 얻을 수 있다.

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1(x_1) & f_2(x_1) & \dots & f_k(x_1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_1(x_N) & f_2(x_N) & \dots & f_k(x_N) \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{pmatrix} \quad (5)$$

이 식들을 행렬식으로 요약하면 식 (6)과 같다.

$$y = X * \beta + \epsilon \tag{6}$$

여기서 X는 설계 행렬이고 ε는 모델의 오차 열이다. 그리고 ε에 대하여 최소제곱법(Least Square Method)을 적용하면 식 (7)과 같이 β의 값을 추정할 수 있다.

$$S = \sum_{i=1}^N \epsilon_i^2 = \epsilon^T * \epsilon = (y - X * \beta)^T * (y - X * \beta) \tag{7}$$

$$= y^T * y - 2\beta^T * X^T * y + \beta^T * X^T * X * \beta$$

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

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

결과적으로 추정되는 회귀모델 \hat{y} 은 식 (8)과 같이 나타낼 수 있으며.

$$\hat{y} = X * \hat{\beta} \tag{8}$$

파라미터 추정치 $\hat{\beta}$ 으로부터 다른 설계값 x_0 에 대한 예측치는 식 (9)와 같이 구할 수 있다.

$$\hat{y}(x_0) = f^T(x_0) * \hat{\beta} \tag{9}$$

4.3 실험계획(Design of Experiments)

이 논문에서 구현하는 복잡한 자동물류센터 모델은 식 (10)과 같이 2차 회귀모형의 반응표면형태를 갖는다.

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{j=i+1}^k \sum_{i=1}^k \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 + \epsilon \tag{10}$$

$$\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

여기서 반응변수(출력변수) y는 k개의 공정요인(입력변수) x_i 와 회귀계수 β_i 로 구성된다.

2차 회귀모형이 갖는 비선형성을 감지하기 위해서는 2^k 요인배치법(Factorial Design)과 같은 2수준 실험은 적합하지 않으며 3^k 요인배치법을 통하여 최소한의 비선형성을 감지할 수는 있지만 인자수가 많을 경우 인자수준간의 처리 조합수가 지수적으로 증가하면서 반복 실험까지 수행해야 되므로 실험분석에 너무 많은 시간이 소요된다. 즉 인자수가 k인 경우 3^k 형 요인배치법에서 r번의 실험을 반복 한다면 총 자유도는 $r3^k - 1$ 이나 된다. 따라서 이 논문에서는 근본 의도인 신속한 근사 메타모델의 도출을 위하여 실험횟수를 최소화 할 수 있는 직교배열(Orthogonal Array)법을 이용한 실험계획을 수립하였다. 이 실험

표 2. 실험을 위한 반응변수와 설계변수

Response(반응변수)		
Variable	Content	Unit
y_1	AGV_Utilization(이용률)	%
y_2	ASRS_Utilization(이용률)	%
y_3	Throughput(처리물동량)	PLT(Pallet)/hr
Factor(설계변수)		
Variable	Content	Unit
x_1	AGV_Velocity(주행속도)	m/min
x_2	AGV_Number(운행 대수)	AGV
x_3	AGV_Path_Length(주행거리)	m
x_4	ASRS_Length(창고길이)	Bay
x_5	ASRS_H_Velocity(주행속도)	m/min
x_6	ASRS_Number(SRM대수)	SRM
x_7	ASRS_V_Velocity(승강속도)	m/min
x_8	Picking_Station_Number (피킹 작업장 수)	Station
x_9	RGV_Velocity(주행속도)	m/min

에서는 $L_{27}(3^{13})$ 형의 직교 배열을 이용 하여 총 27회의 실험을 수행하고 그 결과를 메타모델링에 이용하였다. 이 논문의 시뮬레이션 실험계획에 사용된 반응변수(Response) 및 설계변수(Factor)는 표 2와 같다.

표 2에서와 같이 시뮬레이션 출력(Output)인 반응변수는 AGV와 ASRS의 이용률(Utilization)과 시스템의 단위 시간 처리물동량(Throughput)으로 결정했으며 이 성과척도(Performance Measure)들은 시스템 설계의 기본 목표가 되는 중요 지표이다. 또한 시스템에 중요한 영향을 주는 시뮬레이션 입력(Input)인 설계변수(Factor)는 각 장비(AGV, ASRS, RGV)들의 기계적 사양(Specification)과 운영대수이며 이 값들은 시스템 설계과정에서 엔지니어가 결정해야할 필수적 설계사양이다. 실험에 사용된 각 설계변수들의 3가지 수준(Level)은 표 3에 나타난 것과 같다.

시뮬레이션 실험에 적용된 실행 조건(Run Condition)은 아래의 표 4와 같다.

표 3. 각 설계변수의 실험수준

Factor Level(설계변수 수준)		
Variable	Level(Low, Mid, High)	Unit
x_1	20, 40, 60	m/min
x_2	3, 6, 9	AGV
x_3	138, 184, 230	m
x_4	10, 20, 30	Bay
x_5	20, 50, 80	m/min
x_6	3, 4, 5	SRM
x_7	20, 40, 60	m/min
x_8	1, 2, 3	Station
x_9	50, 100, 150	m/min

표 4. 시뮬레이션에 적용된 실행조건

시뮬레이션 실행 조건	
반복 실험 횟수(Replication)	5 회
예비 시간(Warmup Time)	0.5 시간
실험 시간(Snap Length)	10 시간
전체 실험 횟수(Factor Combination)	27 회

표 5. 시뮬레이션 수행 결과

Response Statistics	AGV Utilization	ASRS Utilization	Throughput
Mean	0.55147	0.37495	85.799
(Confidence Interval)	0.47482	0.34737	79.859
	0.62813	0.40253	91.740
St.Dev.	0.19378	0.06972	15.017
Variance	0.03755	0.00486	225.507
Minimum	0.24100	0.20940	50.900
Maximum	0.81400	0.46300	102.340

N = 27, Confidence Level = 95 %

위의 실험계획에 의해 수행한 시뮬레이션 실험의 최종 결과는 표 5에 나타내었다.

4.4 메타모델링(Metamodeling)

앞 절에서 논의 했듯이 반응변수 y_1, y_2, y_3 의 반응표면은 선형성(Linearity)과 곡선성(Curvature)을 함께 나타

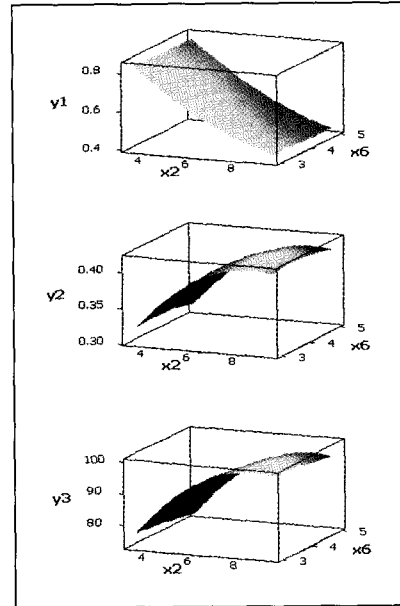


그림 7. y_1, y_2, y_3 의 반응표면

표 6. 반응변수 y_1 의 1차 분산 분석 결과

Source	DF	y_1		y_2		y_3	
		F	P	F	P	F	P
Regression	21	144.09	0.000	13.88	0.004	11.59	0.006
x_i	9	22.97	0.002	6.66	0.025	5.37	0.039
x_i^2	9	9.63	0.011	4.26	0.063	3.71	0.081
$x_i x_j$	3	0.57	0.661	0.06	0.977	0.11	0.952

낸다. 그림 7에서 일부 설계변수 x_2, x_6 에 대한 y_1 의 반응표면을 보여주고 있다.

반응변수 y_1 대하여 회귀식의 1차항(Linear : x_i), 교호작용(Interaction : $x_i x_j$), 2차항(Square : x_i^2)의 실효를 파악하고 불필요한 항을 제거 하기위해 모든 항을 다 포함하는 1차 반응표면 회귀분석을 실시하여 표 6과 같이 각 반응변수 y_i 에 대한 분산분석 결과를 얻었다.

1차 회귀분석의 분산 분석 결과를 보면 $x_i x_j$ 항들의 P-value가 유의수준($\alpha = 0.05$) 보다 매우 큰 값인(0.661, 0.977, 0.952)로 나오므로 교호작용(Interaction)의 효과는 유의하지 않은 것으로 파악된다. 따라서 구하고자 하는 메타 모델들은 식 (11)과 같이 교호작용에 의한 $x_i x_j$ 항이 배제된 1차항과 2차항의 합으로 이뤄지도록 구성했다.

표 7. 반응변수 y_i 의 2차 분산 분석 결과

Source	DF	y_1		y_2		y_3	
		F	P	F	P	F	P
Regression	18	200.65	0.000	24.95	0.000	20.29	0.000
x_1	9	27.34	0.000	10.31	0.002	8.18	0.003
x_1^2	9	11.44	0.001	6.74	0.007	5.54	0.012
$R^2(\text{adj})$		0.993		0.943		0.930	

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1}^k \beta_{i1} x_i^2 + \varepsilon \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2) \quad (11)$$

1, 2차항을 적용하여 재분석한 2차 반응표면 회귀식의 분산 분석 결과는 표 7과 같다.

표 7의 결과에 의하면 x_1, x_1^2 각 항의 P-value는 모두 유의수준($\alpha = 0.05$)이하의 안정된 값을 가지며 수정 결정계수($R^2(\text{adj})$)의 값도 0.9이상의 양호한 값인(0.993, 0.943, 0.930)을 가짐을 알 수 있다. 즉 1차항과 2차항의 다항식으로 구성된 반응표면 회귀함수 y_i 는 근사모델로서의 타당성이 충분하다고 볼 수 있다. 순차적인 반응표면 회귀 분석에 의해 각 각 19개의 항으로 형성된 최종 메타모델들은 아래의 식 (12)와 같다.

(1) AGV_Utilization (AGV이용률) : \hat{y}_1

$$\begin{aligned} &= 0.654180 + 0.001359 X_1 - 0.131422 X_2 + 0.004459 X_3 \\ &+ 0.010898 X_4 - 0.000504 X_5 - 0.010915 X_6 + 0.001504 X_7 \\ &- 0.011260 X_8 + 0.000655 X_9 - 0.000082 X_1^2 + 0.005330 X_2^2 \\ &- 0.000011 X_3^2 - 0.000252 X_4^2 + 0.000005 X_5^2 + 0.000836 X_6^2 \\ &- 0.000019 X_7^2 + 0.003029 X_8^2 + 0.000003 X_9^2 \end{aligned}$$

(2) ASRS_Utilization (ASRS이용률) : \hat{y}_2

$$\begin{aligned} &= 0.065025 + 0.002717 X_1 + 0.059405 X_2 - 0.001941 X_3 \\ &+ 0.014243 X_4 - 0.002870 X_5 + 0.044181 X_6 - 0.001754 X_7 \\ &+ 0.007887 X_8 + 0.000387 X_9 - 0.000004 X_1^2 - 0.003662 X_2^2 \\ &+ 0.000007 X_3^2 - 0.000326 X_4^2 + 0.000021 X_5^2 - 0.005854 X_6^2 \\ &+ 0.000013 X_7^2 - 0.001191 X_8^2 - 0.000001 X_9^2 \end{aligned}$$

(3) Throughput (단위시간 처리 물동량) : \hat{y}_3

$$\begin{aligned} &= 3.3565 + 0.5823 X_1 + 14.2111 X_2 - 0.4288 X_3 \\ &+ 3.2902 X_4 - 0.0503 X_5 + 2.6929 X_6 + 0.1136 X_7 \\ &- 0.2934 X_8 + 0.0493 X_9 - 0.0008 X_1^2 - 0.8820 X_2^2 \\ &+ 0.0015 X_3^2 - 0.0752 X_4^2 + 0.0003 X_5^2 - 0.5149 X_6^2 \\ &- 0.0015 X_7^2 + 0.1797 X_8^2 - 0.0001 X_9^2 \end{aligned} \quad (12)$$

5. 메타모델(Metamodel)을 이용한 시스템 분석과 설계

5.1 시스템 설계 대안 구성 요인의 구분

자동물류센터의 시스템 설계 진행 과정에서 메타모델을 활용할 수 있는 가장 효과적이고 중요한 부분이 시스템 설계 대안에 대한 성과척도의 예측과 평가 부분이다. 자동물류센터 시스템 설계 중에 시스템 디자이너가 고려하게 되는 여러 가지 설계 대안들은 전체시스템 또는 부분 시스템들의 레이아웃변형과 관련된 요인, 물류 자동화 설비들의 작동사양과 관련된 요인, 시스템 운영 정책(Policy)이나 룰(Rule)과 관련된 정성적 요인들로 구성된다.

이 논문에서는 과정 전개에 목적을 두고 전개의 간편성을 고려하여 시스템 운영 정책(Policy)이나 룰(Rule)과 관련된 정성적인 요인들은 배제하였으며 레이아웃과 직접 관련되는 공통적 요인에 초점을 맞추었다. 여기서 반영하지 않은 정성적 요인들은 필요시에 메타모델링에 추가하면 될 것이다. 표 8에서 AGV시스템과 ASRS시스템의 설계 대안 구성요인(x_i)에 대하여 작동 사양 변경에 관한 요인과 레이아웃 변형(확대, 축소)에 관한 요인으로 구분하여 나타내었다.

설계 변수 x_3, x_4, x_6, x_8 은 레이아웃의 확장과 축소에 직접 관련되는 요인들이다. 자동물류센터 레이아웃의 근간인 ASRS(자동창고)와 AGV(자동주행대차), Picking

표 8. 시스템 설계 대안 구성 요인의 구분

AGV(자동주행대차) 시스템			
작동 사양 변경 관련		레이아웃 변형(확장, 축소) 관련	
x_1	AGV 주행 속도	x_3	AGV 주행 거리
x_2	AGV 운행 대수		
ASRS(자동창고) 시스템			
작동 사양 변경 관련		레이아웃 변형(확장, 축소) 관련	
x_5	ASRS 주행 속도	x_4	ASRS 창고 길이
x_7	ASRS 승강 속도	x_6	SRM 운행 대수
Picking(피킹) & RGV(레일 유도형 자동대차) 시스템			
작동 사양 변경 관련		레이아웃 변형(확장, 축소) 관련	
x_9	RGV 주행 속도	x_8	피킹 작업장 수

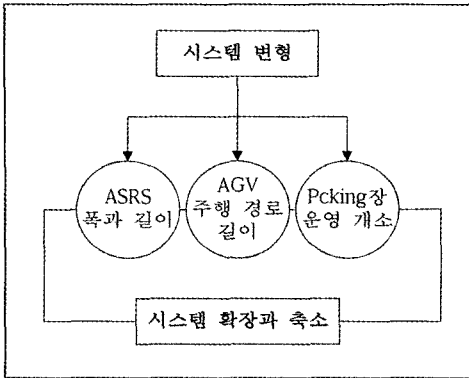


그림 8. 시스템 변형의 근사화

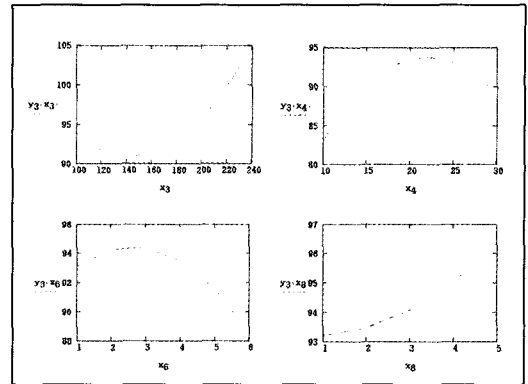


그림 10. y_3 에 대한 영향도

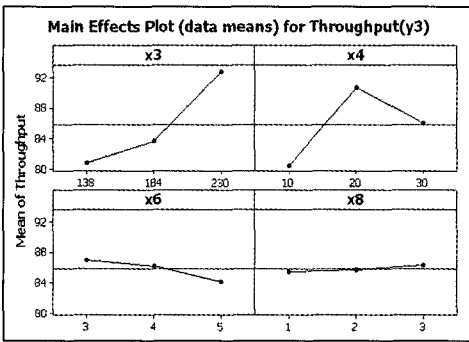


그림 9. y_3 에 대한 주효과

Station(피킹 작업장)의 변형을 그림 8과 같이 확장과 축소의 개념으로 전환하면 설계변수 x_3, x_4, x_6, x_8 의 증가와 감소로 그 영향도를 근사적으로 분석 할 수 있다.

시스템 변형에 대해 확장과 축소에 의한 근사적 접근의 개념은 레이아웃 변형에 의해 도출된 대안에 대하여 메타모델을 이용한 정량적 성과척도의 분석과 평가를 가능하게 해 준다.

5.2 설계변수의 영향도 분석

설계변수 x_3, x_4, x_6, x_8 의 증가와 감소가 단위시간 처리 물동량(y_3)에 미치는 영향도(주효과 : Main Effect)는 그림 9와 같이 3수준(Level) 인자의 민감도 분석(Sensitivity Analysis)을 통해서 살펴 볼 수 있다.

그림 10에는 메타모델을 이용해 설계변수 x_3, x_4, x_6, x_8 의 증가와 감소가 성과척도(y_3)에 미치는 영향을 2차원 그래프로 그려 놓았다. 그림에서처럼 메타모델을 이용

해 인자의 안전영역(Safe Space)을 확장하여 그린 영향도 그래프는 3수준의 민감도 분석에서는 나타나지 않거나 둔하게 처리되는 비선형적인 시스템 특성을 보여 줌으로써 시스템에 대한 이해도를 증대 시켜 준다.

시스템 설계시에 성과척도의 전환(변곡) 특성을 무시하는 경우에 과잉설계(Over Design)로 인해 시스템의 경제성을 감소시키는 결과를 초래하게 되므로 이에 대한 분석은 매우 중요하다.

5.3 성과척도에 대한 반응표면 분석

메타모델을 이용하면 설계변수의 이원 조합(x_i, x_j)에 대한 성과척도 y_i 의 반응표면을 구할 수 있는데 이 반응표면은 엔지니어가 시스템을 설계할 때 설계사양과 규모를 어렵하기위한 데이터베이스(Database)역할을 하게 된다. $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$ 의 이원 조합은 ${}^9C_2 = 36$ 가지이고 성과척도 y_i 는 3 가지이므로 이론적으로 구성할 수 있는 전체 반응표면은 $36 \times 3 = 108$ 가지가 된다. 시스템 설계자는 분석이 필요한 관심 인자들에 대하여 조합을 구성하고 이들의 성과척도 y_i 의 반응표면을 그림 11과 같이 그래프를 통해 시각적으로 분석 할 수 있다. 그림 11은 ASRS(자동창고)의 길이(x_4)와 SRM의 승강속도에 의한 단위시간 처리물동량의 반응표면에 대한 표면그래프(Surface Plot)와 등고선 그래프(Contour Plot)이다.

반응표면에 의한 시각적 분석은 설계변수와 성과척도들에 대한 정량적 분석뿐만 아니라 메타모델링 과정에서 근사적으로 제외된 인자간의 미묘한 교호작용에 대한 성찰을 가능하게 한다

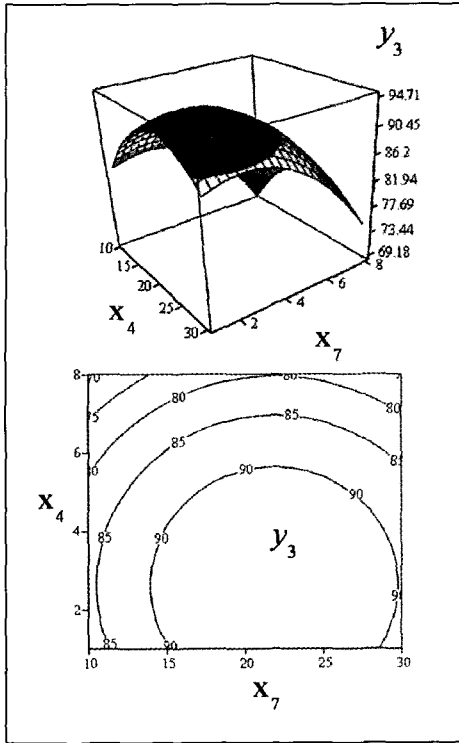


그림 11. y_3 에 대한 반응표면 그래프

5.4 메타모델 최적화에 의한 시스템 설계 대안의 분석과 평가

분석, 평가 하고자 하는 설계대안의 레이아웃 변형과 관련된 설계변수(x_3, x_4, x_6, x_8)의 값이 (184, 20, 4, 2)이라고 하면 최적의 시스템 작동 사양(x_1, x_2, x_5, x_7, x_9)를 찾기 위한 비선형 다목적최적화(Nonlinear Multibjective Optimization)는 식 (13)과 같이 형성 된다.

$$\begin{aligned}
 & \text{Maximize } Z = y_3(x) \\
 & \text{s. t. :} \\
 & 0.3 \leq y_1(x) \leq 0.8 \\
 & 0.3 \leq y_2(x) \leq 0.8 \\
 & 20 \leq x_1 \leq 60 \\
 & 3 \leq x_2 \leq 9 \\
 & 20 \leq x_5 \leq 80 \\
 & 20 \leq x_7 \leq 60 \\
 & 50 \leq x_9 \leq 150 \\
 & x_3 = 184 \\
 & x_4 = 20 \\
 & x_6 = 4 \\
 & x_8 = 2
 \end{aligned}
 \tag{13}$$

위에서 $x = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9)$ 이며 설계 변수(x_3, x_4, x_6, x_8)는 각각 (184, 20, 4, 2)의 값을 갖는 상수항으로 전환 되었다. 성과척도 y_i 에 대한 다목적 문제를 해결하기위해 목적함수를 단위시간 처리물동량 (y_3)으로 단일화하고 나머지 목적함수인 AGV의 이용률 (y_1)과 ASRS의 이용률(y_2)은 각각 80%를 넘지 않도록 한정하는 제약식으로 전환 시켰다. 또한 각 설계변수(x_1, x_2, x_5, x_7, x_9)는 앞장에서 수립한 안전영역으로 범위를 제한하였다. 이 식으로부터 최적의 시스템 작동 사양 (x_1, x_2, x_5, x_7, x_9) = (60, 8.056, 20, 37.867, 150)을 얻을 수 있다. 이때 각각의 성과척도는 $y_1^*(60, 8.056, 20, 37.867, 150) = 0.44(44\%)$, $y_2^*(60, 8.056, 20, 37.867, 150) = 0.664(66.4\%)$, $y_3^*(60, 8.056, 20, 37.867, 150) = 109.342(110 \text{ PLT/hr})$ 이다. 이와 같은 방법으로 원하는 설계 대안들에 대하여 최적화를 수행함으로써 중간 설계 단계에서 시뮬레이션의 반복 없이도 시뮬레이션 근사모델(메타모델)을 이용하여 신속하고 정확한 설계대안의 평가가가 가능하다.

5.5 시뮬레이션 최적화에 의한 메타모델 최적화의 타당성 검토

5.4절에서 수행된 메타모델 최적화의 결과로 도출된 설계변수(x_1, x_2, x_5, x_7, x_9)의 최적 값과 각 성과척도 추정치의 타당성을 검토하기 위해 시뮬레이션 모델에 대한 시뮬레이션 최적화를 수행한다. 타당성 검토를 위한 시뮬레이션 최적화에는 전역탐색에서 큰 위력을 나타내는 진화전략(Evolutionary Strategy)기법을 사용했다. 그림 12에서 진화전략에 의한 성과척도 y_3 의 세대(Generation)별 수렴과정을 보여주고 있다. 이러한 타당성 검토는

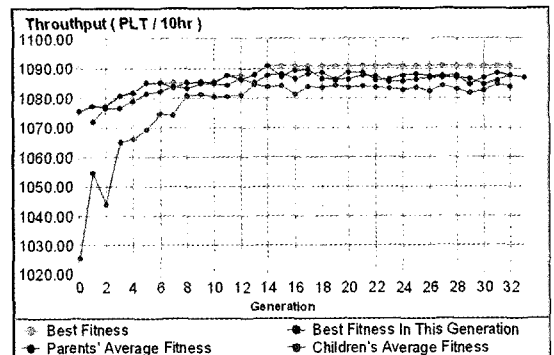


그림 12. 진화전략에 의한 시뮬레이션 최적화의 수렴과정

표 9. 진화전략 시뮬레이션 최적화의 수행 조건

Optimization Parameter (최적화 조건)	
Max. Replications / Solution(반복실험 수)	5 회
Number of Parents / Generation(세대당 부모 수)	3 개
Termination Criteria (수렴 종료 기준)	
Improvements of 30 Generations Results (연속 30세대 동안의 향상도)	< 1 %
Maximum Generations(최대 실험 세대)	100 세대

표 10. 시뮬레이션 수행 결과

항 목	방 법	메타모델 최적화	시뮬레이션 최적화
y_3 (PLT/hr) (Confidence Interval)		109.342	109.180
		-	108.643
		-	109.717
x_1 (m/min)		60	57.758
x_2 (AGV)		8.056	9
x_5 (m/min)		20	24.717
x_7 (m/min)		37.867	40.816
x_9 (m/min)		150	146.663

Confidence Level = 95 %

이 논문에서 제시하는 효율적인 설계 과정의 실제 단계에서는 최종 시뮬레이션 수행을 통해 최종 설계 시스템의 타당성과 메타모델 자체에 대한 타당성을 동시에 검토하는 의미로 이뤄지게 된다.

시뮬레이션 최적화 실험에서의 실험조건은 앞 절의 시뮬레이션 실험과 동일하게 주었으며 최적화 조건은 아래의 표 9와같이 설정했다. 30세대 이상의 결과가 1% 이상의 향상을 나타내지 못할 때 실험을 종료하고 수렴하는 것으로 간주했다. 이 실험에서는 비교적 수렴성이 양호하여 32세대 만에 실험이 종료되었지만 이 실험의 계산에는 총 271분(4시간 31분)의 긴 시간이 소요되었다. 메타모델을 활용한 신속한 최적화의 필요성이 증명되는 결과이다.

메타모델 최적화 실험의 결과와 시뮬레이션 최적화 실험의 결과를 비교하여 표 10에 나타내었다.

두 가지 최적화 방법에 의한 결과 값을 비교해 보면 성과 척도(y_3 :Throughput)의 경우 (109.342, 109.180)로 매우 양호한 오차를 보이며 설계변수(x_1, x_2, x_5, x_7, x_9)의 값들도 매우 유의한 값들을 나타냄을 알 수 있다. 두 가지

표 11. 최적화 결과에 대한 통계분석 결과

Statistics	Sample	메타모델 최적화	시뮬레이션 최적화
Mean		64.2	64.7
St.Dev.		55.2	52.9
SE Mean		23	22
Estimated for Difference			-0.478167
Confidence Interval for Difference			- 70.030923 + 69.074590

T_Test of Difference

T_Value = -0.02, P_Value = 0.988, DF = 10

N = 6, Confidence Level = 95 %

값들에 대한 통계적 분석(T_Test)결과는 아래의 표 11과 같다.

표 11의 결과에 의하면 두 가지 샘플의 추정된 오차(Difference)=-0.478167로 신뢰구간인 -70.030923과 +69.074590 사이에 있으므로 두 샘플의 평균의 차이는 없다고 볼 수 있으며 또한 T_Value=-0.02, DF=10일때의 P_Value값도 0.988로서 유의수준($\alpha = 0.05$)보다 매우 큰 값을 가지므로 두 가지 방법에 의한 값의 차이는 유의하지 않다($H_1 : \mu_1 - \mu_2 \neq \delta_0$)는 것을 보여준다. 이 결과로부터 메타모델은 시뮬레이션 모델에 대한 근사함수로서의 타당성을 충분히 갖는다는 것을 확인 할 수 있다.

6. 결 론

이 논문에서는 초기 시뮬레이션을 기반으로 하는 반응 표면 메타모델을 구성하고 이를 이용해 자동물류센터의 상세 설계 단계에서 시스템을 분석하고 설계 요인을 최적화하는 효율적인 방법을 제시했다. 또한 시뮬레이션 최적화 실험의 결과를 메타모델을 이용한 최적화 결과와 비교해서 메타모델의 타당성이 충분함을 검토했다. 이러한 접근 방법은 자동물류센터와 같은 복잡한 물류 시스템의 설계 단계에서 시뮬레이션의 설계 참여도를 극대화시키고 최종 설계의 정확도를 향상시키는데 기여 할 것이다. 향후 메타모델의 적합성을 높이기 위한 보다 효율적인 방법과 직교배열을 이용한 실험계획에서의 교호작용에 대한 분석력 저하를 보완하기 위한 방법에 대한 연구를 더 진행할 계획이다.

참 고 문 헌

1. Y. Lee, J. M. A. Tanchoco and S. Chun, "Performance Estimation Models for AS/RS with Unequal Sized Cells", Int. J. PROD. RES., Vol.37, No.18 1999, 4197-4216.
2. A. Eynan, M. J. Rosenblatt, "Establishing Zones in Single-Command Class-Based Rectangular AS/RS" IIE transactions, v.26 no.1, 1994, pp.38-46.
3. T. Park and H. Lee "Design of A Manufacturing Cell in Consideration of Multiple Objective Performance Measures", Planning, Design, and Analysis of Cellular Manufacturing Systems, 1995, Elsevier Science B.V.
4. Taeho Park ,Hochang Lee and Heeseok Lee, "FMS design model with multiple objectives using compromise programming", International Journal of Production Research, Vol.39. No.15(2001), pp.3513-3528.
5. 엄인섭, 이흥철, 강정윤, "진화전략과 DEA를 이용한 물류센터 분석 방법", 한국 시뮬레이션학회 논문지, 13권, 4호 (2004), pp.17-29.
6. 허병완, 이흥철 "Compromise Programming을 이용한 물류센터 설계에 관한 연구", 한국 시뮬레이션학회 논문지, 14권, 3호(2005), pp.43-54.
7. J.P.C Kleijnen, R.G. Sargent, "A methodology for fitting and validating metamodels in simulation", European Journal of Operational Research, Vol.120, No.(2000), pp.14-19.
8. I. Batmaz, S. Tunali, "Small response surface designs for metamodel estimation", European Journal of Operational Research, Vol.145, No.(2003), pp.455-470.
9. N. R. Draper and H. Smith, "Applied Regression Analysis", J. Wiley : New York, 1998.
10. D. C. Montgomery, "Design and analysis of experiments", J. Wiley : New York, 1997.
11. R. H. Myers and D. C. Montgomery, "Response Surface Methodology : Process and Product Optimization Using Designed Experiments", J. Wiley : New York, 1995.
12. J. Sacks, W. J. Welch, T. J. Mitchell, and H. P. Wynn, "Design and analysis of computer experiments", Statistical Science Vol.4, No.(1989), pp.409-435.



강 정 윤 (jykang@korea.ac.kr)

1990 경희대학교 전자공학과 학사
1998 고려대학교 산업정보대학원 석사
2001 고려대학교 산업시스템정보공학과 박사수료
현재 (주)이엔아이엔지니어링 물류사업부 이사

관심분야 : Logistics, Simulation Modeling & Practice, Real-time Dispatching & Scheduling, PLM, SCM



이 흥 철 (hcleee@korea.ac.kr)

1983 고려대학교 산업공학과 학사
1988 Univ. of Texas 산업공학과 석사
1993 Texas A&M Univ. 산업공학과 박사
현재 고려대학교 산업시스템정보공학과 교수

관심분야 : 생산 및 물류 정보시스템, SCM, PLM Real-time Dispatching & Scheduling



엄 인 섭 (uis27@korea.ac.kr)

2002 고려대학교 수학, 산업시스템정보공학과 학사
2005 고려대학교 산업시스템정보공학과 석사
현재 고려대학교 산업시스템정보공학과 박사과정

관심분야 : Discrete Event Simulation, SCM, PLM, 물류 자동화