한국시뮬레이션학회 논문지
Vol. 16, No. 2, pp. 45-54 (2007. 6)

설계 변수 선택을 위한 시뮬레이션 기반 최적화

엄인섭[1] · 이홍철[1†] · 천현재[1]

A Simulation-based Optimization Approach for the Selection of Design Factors

InSup Um · HongChul Lee · HyeonJae Cheon

ABSTRACT

In this article, we propose a different modeling approach, which aims at the simulation optimization so as to meet the design specification. Generally, Multi objective optimization problem is formulated by dependent factors as objective functions and independent factors as constraints. However, this paper presents the critical(dependent) factors as objective function and design(independent) factors as constraints for the selection of design factors directly. The objective function is normalized for the generalization of design factors while the constraints are composed of the simulation-based regression metamodels for the critical factors and design factor's domain. Then the effective and fast solution procedure based on the pareto optimal solution set is proposed. This paper provides a comprehensive framework for the system design using the simulation and metamodels. Therefore, the method developed for this research can be adopted for other enhancements in different but comparable situations.

Key words : Simulation optimization, Regression metamodel, Pareto optimal solution

요 약

최근 시뮬레이션 최적화를 통한 입·출력 변수의 분석에 관한 많은 연구가 진행되고 있다. 이와 같은 연구에서 메타모델을 활용한 기법이 많이 제시 되고 있는데, 대부분은 중요(종속) 변수를 목적함수로, 설계(독립) 변수를 제약 조건으로 다목적 최적 함수를 구성하여 실험을 진행하고 최적해를 찾는다. 본 논문에서는 직접적인 설계 변수의 선택을 하기 위하여 설계 변수를 벡터의 형태로 전환하여 목적함수로 구성하고, 설계 변수의 정의역과 회귀 메타모델을 이용하여 제약 조건을 구성하여 다목적 최적 함수를 구성하여 파레토 최적해 집합을 산출 하는 방법을 제시 하였다. 이와 같은 분석을 사용하여 최적해의 개념이 아닌 최적해 집합을 제시함으로서 설계자가 자신의 시스템에 가장 적당한 설계 변수의 선택이 가능해 지며, 메타모델의 에러 변수(ϵ)를 줄이기 위한 대안의 선택도 가능 할 것이다. 이와 같은 분석 기법은 관련 분야 뿐 아니라 일반적인 시스템 설계 변수의 적용에도 충분히 이용이 가능 할 것이다.

주요어 : 시뮬레이션 최적화, 회귀 메타모델, 파레토 최적해

1. 서 론

최적화 기법이란 시스템의 설치, 구성 및 운영을 하는데 있어서 제약 조건을 만족시키는 최적의 해를 찾아내는 기법이라고 정의 할 수 있다[1]. 시스템의 최적화 기법은 크게 두 가지 방법으로 나누어 질 수 있다. 첫 번째가 분석적 기법(Analytic Method)으로, 제약 식을 가지는 목적함수를 회귀 모형(Regression Model), 목적 계획법(Goal Programming), Compromising Programming 그리고 다목적 선형 계획법(MOLP: Multiple Objective Linear Programming) 등을 이용하여 최적 설계 변수 선택하는 기법이다. 두 번째는 시뮬레이션 기반 기법(Simulation-based Method)으로 시스템을 시뮬레이션으로 분석한 후, 통계 기법을 이용하여 분석하는 방법으로 일반적인 범용 시뮬레이션 프로그램인 SLAM II[2], SIMAN[3] 등을 이용하는 경우와 SIMPLE++, AutoMod II, ProModel 등 시스템의 특성을 고려한 시뮬레이션 전용 프로그램, 그리고 C, FORTRAN, BASIC 등 일반 프로그램 언어를 이용하여 시뮬레이션 소프트웨어를 만들어서 사용하는 기법이다[4,5].

* 이 논문은 2007년도 두뇌한국 21사업에 의하여 지원되었음
2007년 4월 30일 접수, 2007년 6월 8일 채택
1) 고려대학교 정보경영공학부
주 저 자 : 엄인섭
교신저자 : 이홍철
E-mail; hclee@korea.ac.kr

최근에는 공장 운영, 최적의 물류 시스템 분석, 서비스 업종 등 시스템의 복잡성으로 인하여 시뮬레이션 기법이 유용한 기법으로 인식되고 범용적으로 사용되고 있으며, 이에 관한 연구도 활발히 진행되고 있는 실정이다. 또한 최근 대부분의 시뮬레이션 논문은 입·출력 변수의 분석을 중점적으로 연구하고 있으며, 분석적 기법으로는 통계 기법을 활용한 연구가 진행되고 있다. 그러나 이와 같은 연구 결과의 활용에 있어서 현실 시스템의 직접적인 적용에 어려움이 있으며, 연구 결과로서만 활용되는 경우가 많이 존재하게 된다. 그러므로 연구자와 시스템 운영자와의 결과에 따른 의사 결정의 문제점이 도출되고 있다. 따라서 본 논문에서는 최적해의 확대로 최적해 집합(Optimal Solution Set)을 산출하여 시스템 운영자가 자신의 시스템에 최적 대안을 적용하는데 있어서의 의사결정을 제공하는데 목적을 두었다.

대부분의 연구에서는 중요(종속) 변수와 설계(독립) 변수로 구분을 한 뒤, 다기준 의사 결정 방법(MCDM: Multiple Criteria Decision Making)에 의하여 최적해를 찾게 된다. 그와 같은 일반적인 기법이 다목적 선형 계획법으로 설계 변수를 제약 조건에 포함하고, 연구자가 제시한 중요 변수를 목적 식으로 구성하여 최적해를 찾는 기법이 제시되어 왔다.

본 논문에서는 설계 변수를 최적화 시키는 함수를 목적 함수로 구성하고 중요 변수를 제약 조건에 포함 시켜, 설계 변수의 관점에서 최적의 변수를 선택하고, 최적 설계 변수를 선정하기 위하여 파레토 최적해 집합(Pareto Optimal Solution Set)을 제시 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 연구와 관련된 기존 연구를 제시하고, 3장에서는 다목적 최적 함수의 구성을 위한 일반적인 절차를 제시한다. 그리고 4장에서는 자동 물류 센터에 본 논문에서 제시한 기법을 소개하고 마지막은 결론으로 본 논문을 구성하였다.

2. 기존 연구

2.1 메타모델(Metamodel)

그림 1에서와 같이 시스템 설계의 특징적 요인들을 조합하여 설비 요소, 제어 그리고 운영 논리를 이용하여 재구성한 것이 시뮬레이션이라면, 메타모델은 시뮬레이션 모델의 결과 값을 통계적으로 분석하여 간단한 함수의 형태로 나타내는 것을 말한다. 일반적인 메타모델의 형태는 아래와 같다.

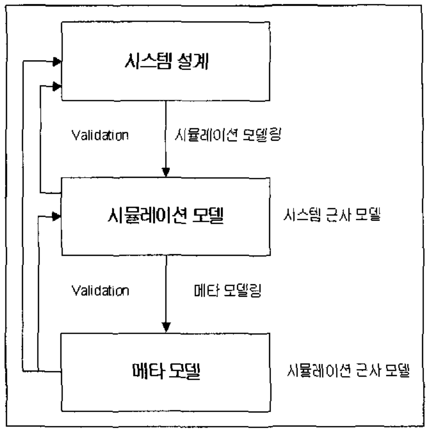


그림 1. 시스템 메타모델링

$$y = f(x_1, x_2, \ldots, x_n) + \epsilon \quad \text{for } \epsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

시뮬레이션 메타모델의 이용이 활성화 된 계기는 3D 그래픽의 증가와 시스템의 복잡성 증가, 통계 분석의 반복 실험 증가 그리고 최적화 알고리즘 등의 구현에 있어서 많은 시간과 이중 모델링 및 분석이 이루어지게 됨으로서 좀 더 효율적인 분석적 접근 방향으로 활성화 되게 되었다[6].

메타모델에 관한 연구는 지금까지 지속적으로 이루어져 왔다. 특히, Madu and Chain(1992)[7], Kleijnen(1998)[8], Durieux(2003)[9]등이 회귀 메타(Regression metamodel)에 관하여 많은 연구를 진행 하였고, Kang et. al(2006)[6] 등은 RSM(Response Surface Method)을 시뮬레이션에 적용하여 메타모델로 분석하는 방법을 제시하였다. 또한 Kleijnen and Sargent(2000)[10]는 메타모델을 만드는 방법을 제시하기도 하였다.

메타모델을 이용하여 시뮬레이션은 좀 더 간단한 함수의 형태로 표현되어 지고, 이런 함수의 최적화를 통한 접근에 있어서 더 효율적인 접근이 이루어져야 한다. 그러나 아직도 메타모델은 너무 복잡한 수식으로 이루어져 있어서 단일 목적함수 또는 변수의 제약을 통한 방법으로 많은 문제들이 해결되어지고 있다.

2.2 시뮬레이션 최적화

시뮬레이션 최적화 문제는 시스템의 특성을 반영한 목적함수와 제약 조건을 만족시키는 모형을 구축하고, 최적의 해 집합을 찾는 것으로 설계 변수, 종속 변수 사이의 상호 관계(Interaction) 및 복잡성 등으로 인하여 절차상 많은 어려움이 존재 하게 된다. 따라서 기존의 연구들에

서는 시뮬레이션 최적화를 위한 방법이 많이 제안 되었다. Fu(2002)[11]는 일반적인 시뮬레이션 최적화 방법을 다음과 같이 구분하여 제시하였다.

- 순위와 선택(ranking and selection), 다중 비교 절차 (multiple comparison procedures) 그리고 순위 최적화(ordinal optimization)
- 확률 추론 (stochastic approximation)
- 반응 표면 분석 (response surface methodology)
- 단순 경로 최적화 (sample path optimization)
- 그 외 - 무작위 탐색(random search), simulated annealing, 진화전략(evolution strategy)과 유전자 알고리즘(genetic algorithm), 산점 탐색(scatter search), 타부 탐색(tabu search)

이와 같은 기법은 모두 각 시스템을 최적으로 반영 할 수 있도록 적용되어지고 있으며, 그 해법 또한 시스템 별 차이를 보이기 때문에 일반적인 시뮬레이션 최적화 기법으로 적용하는데 한계를 나타내고 있다.

따라서 본 논문에서는 일반적인 기법으로 목적함수 및 제약 조건을 구성하는 다목적 최적화 문제를 구현하고 파레토 최적해를 이용하여 파레토 최적해 집합을 산출 할 것이다.

2.3 파레토 최적해(Pareto Optimal Solution)

다목적 최적화 함수(Multi Objective Optimal Function)에 있어서 가능해 영역의 설계 변수들 중에서 모든 목적 함수를 고려하였을 때, 적어도 하나의 목적함수는 다른 목적함수 보다 작거나 같은 설계점이 존재하게 되면 그 설계 변수를 파레토 최적해 집합이라고 정의 한다. 따라서 파레토 최적해 집합은 또 다른 설계 변수 보다 더 효율적이기 때문에 많은 파레토 최적해 집합을 선택하여 의사 결정(Decision Making) 과정에서 전략적인 또는 운영적인 최적해(Strategic or Operational Optimal Solution)를 찾는 것이 더 효율적인 시스템 반영이라고 할 수 있겠다.

파레토 최적해를 정의하기 전에 우선 다목적 최적화 함수에 관하여 정의 하면, X를 가능해 집합이라고 정의하고, Z를 설계 변수의 집합, 즉 설계 변수 벡터라고 정의하고, 각각의 벡터 $g_i(x)$를 최적의 설계 변수라고 정의하면 다목적 최적화 함수는 아래와 같이 표현이 가능 하다.

X: 가능해 집합(the feasible solution set of the problem)

$$z = (\, g_1(x_j),\, g_2(x_j),\, \dots,\, g_n(x_j)\,)$$
$$\text{for each } x \in X,\ z \in Z$$

$g_i(x_j)$: 설계 변수 (the design factor for objective function)

위 정의를 가지고 Pareto[12]와 Goeffrion[13]은 파레토 최적해와 지배된다(dominate)의 개념을 다음과 같이 정의 하였다.

정의 1. 가능해 집합 X에 대하여 한 점 $x' \in X$이 효율적이다(*efficient*) 또는 파레토 최적해(*Pareto optimal*)이기 위한 필요 충분 조건은 다음을 만족 시키는 $x \in X$가 존재하지 않아야 한다.

모든 $i = 1,2,\dots,n$에 대하여, $g_i(x) \le g_i(x')$

그리고 적어도 하나는 다음을 만족 시켜야 한다.

적어도 하나의 i에 대하여, $g_i(x) < g_i(x')$

그렇지 않으면 x'는 비효율적인 해 (*inefficient solution*)이다.

정의 2. 두 개의 기준 벡터 z^1과 z^2에 대하여 z^1이 z^2를 지배하기(*dominates*)위한 필요 충분 조건은 다음과 같다.

모든 $i = 1,2,\dots,n$에 대하여, $z^1 \le z^2$ 그리고

$z^1 \ne z^2$

적어도 하나의 i에 대하여, $z^1 < z^2$

즉, 목적함수가 최소화 함수이고, Z를 구성하는 벡터 z^1에 대하여, 다른 벡터 z^2가 부분적으로 작다면, '벡터 z^2는 z^1에 의하여 지배 된다'고 한다. 이때 파레토 최적해 집합은 어떤 다른 벡터에 의해서도 지배되지 않는 벡터들로 정의한다. 본 논문에서는 위 정의를 가지고 최적 설계 변수의 집합을 제시하려고 한다.

3. 다목적 최적화 함수 구성

일반적인 다목적 최적화 함수는 다음과 같은 수식으로 표현이 되어 진다.

$$\begin{aligned} &Max \text{ or } Min\ z_i \\ &\quad s.t \\ &\quad\quad x_i \le b_i \quad \text{for } \forall i \end{aligned}$$

즉, 중요 변수를 목적함수로 정의를 하고 설계 변수를 제약 조건으로 선정하여 목적함수를 만족시키는 최적의

설계 변수를 찾는 것을 목적으로 한다.

하지만 실질적인 적용에 있어서 중요 변수를 최적화 시키는 설계 변수를 찾는 방법 보다는 최적의 설계 변수 집합을 제시하여 설계자가 시스템의 특성을 고려하여 변수를 적용하는 것이 효율적인 경우가 있다. 따라서 본 논문에서는 설계 변수의 집합을 목적함수로 구성하고, 중요 변수 및 기본 가정을 제약 조건으로 구성하여 다목적 최적화 함수를 구성하고자 한다.

3.1 목적함수 구성

설계 변수의 목적함수 구성을 적용하기 위하여 본 논문에서는 다음과 같은 절차를 사용하였다.

step1. *설계 변수 및 설계 변수의 상·하한선 정의*

첫 번째 단계에서는 시스템의 특성을 가장 잘 반영하는 설계 변수를 선택하고, 상한선과 하한선을 정의한다. 세부 내용은 아래와 같다.

$g_i(x_j)$: 설계변수(the design factor for each i and j)
U_i : 상한 값(the upper limiting value)
l_i : 하한 값(the lower limiting value)
$z=[g_1(x),g_2(x),...,g_n(x)]$:설계 변수의 벡터 집합

step 2. *각 설계 변수의 정규화*

각 설계 변수는 정의되는 구간 및 단위, 상한선 및 하한선이 각각 상이하기 때문에 단일 목적함수를 구성하기 위하여 정규화를 필요로 하게 된다. 설계 변수의 정규화는 각 설계 변수들 사이의 특성을 반영하고, 정의되는 구간에서의 위치를 나타내기 위하여 사용하였다.

$$g_i(\overline{x_j})=\frac{g_i(x_j)-g_{\min_i}(x_j)}{g_{\max_i}(x_j)-g_{\min_i}(x_j)}$$

$$\text{for } i=1,2,...,n,\ j=1,2,...,m$$
$$g_{\max_i}(x_j)=Max\ g_i(x_j)$$
$$g_{\min_i}(x_j)=Min\ g_i(x_j)$$

위 식을 적용하게 되면 각 설계 변수 $g_i(\overline{x_j})$는 0에서 1사이의 값을 가지면서 정규화가 된다.

step 3_1. *각 설계 변수의 목적함수 구성*

설계 변수의 집합을 벡터로 다시 정의하면 다음과 같다. $\overline{z}=[g_1(\overline{x}),g_2(\overline{x}),...,g_n(\overline{x})]$ 그리고 각 설계 변수의 최대화 및 최소화를 정의하게 된다. 이 상태를 그대로 적용하여 목적함수로 활용이 가능하며, 전체 설계 변수의 위치를 확인하기 위하여서는 step 3_2를 적용하여도 될 것이다.

step 3_2. *벡터 집합의 단일 목적함수 구성*

step 3_1에서의 최대화 및 최소화를 이용하여 단일 목적함수를 구성하게 된다.

$$Min\ z^*=((-1)^h\sum_{i=1}^{n}g_i(\overline{x}))/n$$

if $g_i(\overline{x})$ is minimize, then $h=0$
else $h=1$

본 식에서는 n으로 나누어서 목적함수가 -1에서 1 사이의 값을 가지도록 하였다. 물론 각 설계 변수 별 가중치의 산출이 가능하다면, n으로 나누는 것 대신에 w_i ($\sum_{i=1}^{n}w_i=1$)를 곱해서 목적함수를 구성하는 것이 가능 할 것이다. 일반적으로 대부분의 설계 변수는 최소화 하는 것이 목적이기 때문에 위 식을 적용하게 되고, 최대화의 경우는 h값을 반대로 하여서 적용하면 된다.

3.2 메타모델링(Metamodeling)을 이용한 제약 조건 구성

일반적으로 시뮬레이션 모델은 시스템을 추정하기 위하여 사용되며, 메타모델은 시뮬레이션 모델을 추정하기 위하여 이용된다. 즉, 메타모델링은 시뮬레이션의 수행을 근사 수식을 가지고 추정하게 된다. 회귀 메타모델은 회귀 분석을 이용하여 수식이 구성되어 지는데, 시뮬레이션 모델의 추정 함수로 간주되어진다. 일반적인 회귀 메타모델은 출력변수y_i에 대하여 회귀 식의 1차 항(Linear: x_i), 교호작용(Interaction:x_ix_j), 2차 항(Square:x_i^2)에 대한 일반적인 회귀 식은 다음과 같다.

$$y_i=\beta_0+\sum_{i=1}^{k}\beta_ix_i+\sum_{i=1}^{k}\beta_{ij}x_ix_j+\sum_{i=1}^{k}\beta_{ii}x_i^2+\epsilon$$
$$\text{for } \epsilon\sim N(0,\sigma^2)$$

본 논문에서는 위의 회귀 식을 사용하여 제약 조건을 구성하고, 설계 변수의 상·하한선 및 비음 조건을 제약 조건에 추가하여 구성하였다. 제약 조건 구성의 구체적인 단계는 아래와 같다.

step 1. *설계 변수의 상·하한선 및 비음 조건*

비음 조건과 상·하한 값을 적용한 제약 조건은 아래의 수식과 같다.

$$0 \le l_i \le g_i(x_j) \le U_i$$

step 2. *설계 변수에 따른 시뮬레이션 수행*

각 설계 변수의 값에 따른 시뮬레이션을 수행하는데 있어서, 가능 설계 변수의 조합으로 시뮬레이션 분석을 수행하게 된다. 즉, 예를 들어서 x_1이 5가지, x_2가 3가지, x_3이 5가지의 가능 변수가 존재 한다면, 5X3X5=75가지의 시뮬레이션을 반복 회수(n)번을 적용하여 수행한다.

step 3. *회귀 분석 수행*

설계 변수와 중요 변수 사이의 시뮬레이션 영향 및 행동을 추정하기 위해서 회귀 분석을 실시하게 된다. 회귀 분석을 실시하여, R^2_{adj} 및 F-Test를 이용하여 분석한 후 비 표준화 계수를 이용하여 회귀 식을 산출하게 된다.

step 4. *중요 변수의 제약 조건식 적용*

회귀 분석 수행 결과를 가지고, 제약 조건에 추가하기 위하여 본 논문에서는 다음과 같은 제약식의 형태로 추가하였다.

$$a_i \le y_i \le b_i$$

중요 변수를 위 식과 같은 영역으로 결정하게 되는데, 이와 같은 식은 시뮬레이션을 최대한 반영할 수 있도록 구성하여야 한다. 주관적인 결정이 될 수 있지만, 일반적으로 통용되는 변수의 값으로 제한하게 된다.

step 5. *제약 조건 식 구성*

위의 단계를 적용하여, 상·하한선 및 비음 조건, 메타 모델을 제약 조건식으로 구성한다.

3.3 다목적 최적화 함수의 해

다목적 최적화 함수의 해를 산출하기 위하여 일반적으로 이용되는 방법이 단일 목적함수로 변환 하거나, Compromising Programming, Goal Programming 등을 이용하여서 최적의 해를 찾는 것이다[14]. 하지만 이와 같은 방법은 최적해를 찾는데 많은 시간이 소요되고, 설계 문제에서 최적해를 산출하여도 전략적인 또는 운영적인 설계 변수의 결정에 큰 영향을 주지 못하는 경우가 생기게 된다. 따라서 본 논문에서는 다목적함수의 최적해 보다는 최적해 집합을 찾는 목적으로 파레토 최적해 집합의 산출을 고려하였다. 이 방법은 실행이 완료 된 후 중요 변수의 제약 조건을 활용하여 파레토 최적해 집합을 산출하게 된다. 본 논문에서 제시한 파레토 최적해 집합을 산출하는 방법에 관한 절차는 아래와 같다.

step1. *초기값 입력과 초기화*

input : $x_1, x_2, \cdots, x_n$ $y_1, y_2, \cdots, y_n$

for $g_i(x_j) \in X$(설계변수),

$y_i \in Y$(중요변수)

Initialize $z_i \leftarrow 0$

실험을 통한 모든 가능해 집합을 입력하고 z값을 초기화 한다.

step2. *중요 변수에 의하여 지배되는 집합 선정*

for each $y_i \in Y$ do

Update the set z_i of potentially efficient solution set with $g_i(x), y_i$

repeat

for each $y_i \in Y$ do construct $z_i \in Z$

if z_l is not dominate z_k then

Update the set z_l of potentially efficient solution set with y_l

중요 변수의 제약 조건을 만족하고 다른 벡터 집합에 지배되지(dominate) 않는 집합을 선정한다.

step3. *정규화 된 설계 변수의 변환*

$x_i \leftarrow g_i(x)$

정규화 된 설계 변수를 원래의 설계 변수로 변환을 시킨다.

4. 사례 연구

4.1 시뮬레이션 모형의 설계

본 논문에서는 자동 물류 센터의 모형을 가지고 시스템의 설계 변수 최적화를 나타내고자 한다. 자동 물류 센터는 일반적으로 자동창고(ASRS : Automated Storage & Retrieval System), 자동대차(AGVS : Automated Guided Vehicle System), STV(Sorting Transfer Vehicle), 컨베이어, 구분기 등으로 구성되는데 본 시스템에서는 자동창고, AGVS, 컨베이어로 시스템을 구성하고 분석을 하려

고 한다. 시뮬레이션 설계를 위하여 AutoMod II[15]를 사용하여 모델링 하였다. 전체 시스템에 관한 설계는 아래 그림 2와 같다.

입고 물량이 자동 물류 시스템에 도착하면 입고 컨베이어를 통하여 시스템에 들어오게 된다. 그리고 AGV를 이동 수단으로 자동창고에 입고가 되고, 출고 물량은 AGV를 통하여 MC(Machine)에서 처리가 되어 출고 컨베이어로 나가게 된다. 로드의 MC 처리는 각각 상이하며, 사전에 정의되어 있는 것으로 가정한다. 본 논문에서는 시뮬레이션 모형을 기준으로 시스템 평가에 중요하게 사용되는 항목을 중요 변수로 선정을 하였다. 전체 처리량은 시스템 전체의 성능을 나타내는 지표이며 예측 및 유지를 위하여 사용되며, 자동창고 및 AGV 이용률은 일반적으로 약 80%정도가 적당하며 각 설비의 유지 보수 및 성능의 지표가 된다[6]. 표 1은 시뮬레이션 모형의 중요 변수를 나타낸다.

본 논문에서 설계 변수는 중요 변수에 가장 큰 영향을 주는 변수로 선택을 하였다. 표 2는 설계 변수와 분석을 위하여 사용 될 각 변수 값을 나타낸다. 시뮬레이션 실행 회 수를 줄이기 위하여 각 변수의 Low, Mid, High의 값을 선정하여 실험을 진행 하였으며, 각 설계 변수의 단위를 나타내었다. 또한 시뮬레이션 운영 변수 및 실험에 적용된 실행 조건을 본 논문에서는 표 3, 표 4와 같이 설정하였다. 시뮬레이션 전체 실험 회수는 $3^6 \times 5$로 3^6은 설계 변수의 조합을 나타내고 5는 실험 반복 회수를 나타낸다.

표 1. 시뮬레이션 모형의 중요 변수

중요 변수(Critical Factors)		
변 수	내 용	단 위
y_1	Throughput (전체 처리량)	EA
y_2	ASRS Utilization (ASRS 이용률)	%
y_3	AGV Utilization (AGV 이용률)	%

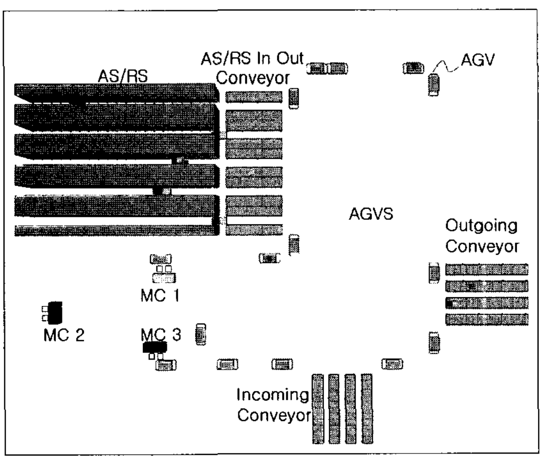


그림 2. 자동 물류 시스템 시뮬레이션 모형

표 2. 시뮬레이션 모형의 설계 변수

설계 변수(Design Factors)			
변 수	내 용	수 준	단 위
x_1	AGV Number (AGV 운행 대수)	11, 13, 15	AGV
x_2	AGV Pickup Time (적재 소요 시간)	2, 4, 6	Sec
x_3	AGV Velocity (속도)	2, 4, 6	ft/sec
x_4	ASRS Horizontal Velocity(주행 속도)	1, 3, 5	ft/sec
x_5	ASRS Pickup Time (적재 소요 시간)	2, 4, 6	sec
x_6	ASRS Vertical Velocity(승강 속도)	1, 3, 5	ft/sec

표 3. 시뮬레이션 운영 변수

운영 변수(Operation Factors)	
제품의 형태	3 (Unit)
제품 별 처리 프로세스 및 발생 분포	L1 : MC1→MC3, U(120,5) L2 : MC1→MC2→MC3, N(150,5) L3 : MC1→MC3, U(200,5)
각 기계 별 처리 시간	MC1 : N(50,5) MC2 : N(40,5) MC3 : N(30,5)
각 기계에 따른 버퍼 사이즈	Infinite
AGV 운영 룰	Closest

표 4. 시뮬레이션 실행 조건

시뮬레이션 실행 조건	
Replication(반복 실험 회수)	5회
Warmup Time(예비 시간)	1시간
Snap Length(실험 시간)	8시간
Factor Combination(전체 실험 회수)	$3^6 \times 5$

4.2 다목적 최적 함수의 구성

4.2.1 목적함수의 구성

시뮬레이션 설계를 통한 다목적 최적 함수의 설계 변수를 목적함수로 구성하였다. 각각의 설계 변수에 대한 절차를 수행하여 아래 수식과 같은 목적함수를 구하였다.

$$\bar{z} = [g_1(\bar{x}), g_2(\bar{x}), g_3(\bar{x}), g_4(\bar{x}), g_5(\bar{x}), g_6(\bar{x})]$$

$g_1(\bar{x})$: AGV 운행 대수의 정규화 변수

$g_2(\bar{x})$: AGV 적재 소요 시간의 정규화 변수

$g_3(\bar{x})$: AGV 속도의 정규화 변수

$g_4(\bar{x})$: ASRS 주행 속도 정규화 변수

$g_5(\bar{x})$: ASRS 적재 소요 시간 정규화 변수

$g_6(\bar{x})$: ASRS 승강 속도 정규화 변수

현 시뮬레이션 모델에서는 각 설계 변수는 최소로 하는 것이 효율적인 방법이기 때문에 위 식을 최소화 하는 목적함수를 구성하고, 정규화 작업을 통하여 변수가 0에서 1 사이의 값을 가지도록 하였다. 물론 단일 목적함수의 구성도 가능하지만 파레토 최적해 집합의 효율성을 높이기 위하여 본 논문에서는 위의 식을 사용하였다.

4.2.2 제약 조건의 구성

제약 조건은 설계 변수의 Low, High 값을 상·하한선의 값으로 정하고 비음 조건을 추가하여 선정하였다.

$$0 \le 11 \le x_1 \le 15$$
$$0 \le 2 \le x_2 \le 6$$
$$0 \le 2 \le x_3 \le 6$$
$$0 \le 1 \le x_4 \le 5$$
$$0 \le 2 \le x_5 \le 6$$
$$0 \le 1 \le x_6 \le 5$$

이 제약 조건을 목적함수의 정규화에 맞게 수정하면 다음 식으로 변환이 가능하다.

$$0 \le g_i(\bar{x_j}) \le 1$$
$$\text{for } i = 1,2,\ldots,n \;\; j = 1,2,\ldots,m$$

본 논문에서는 분산분석(ANOVA)을 이용하여 위 6개의 설계 변수 ($x_1 \sim x_6$)들의 1차 항 변수, 교호작용 변수, 2차 항 변수에 대하여 중요 변수에 대한 분석을 실시하였다. 분산분석의 결과를 요약하면 아래 표 5와 같다.

표 5. 분산 분석 결과

중요변수	자유도	F	유의확률	R^2_{adj}
y_1	27	259.907	.000	.828
y_2	27	937.733	.000	.946
y_3	27	1627.289	.000	.968

표 5를 보면 유의 확률이 모두 0.000으로 유의수준($\alpha = 0.05$)보다 작은 값이며 유의 한 값인 것을 알 수 있다. 또한 모형의 비 표준화 계수를 활용하여 회귀모형을 선정하여 제약 조건으로 구성하였다. 각 중요 변수 별 회귀 모형은 아래 수식과 같다. 수식 표현의 편의 상 $g_i(\bar{x_j})$를 x_i로 표현 하였으며, 모든 항이 중요 변수에 영향을 주어서, 제거 변수로 된 설계 변수는 없는 것을 확인 할 수 있었다.

(1) 총 처리량 :

$$\begin{aligned} y_1 = {} & 401.903 + 100.904x_1 - 14.578x_2 + 444.467x_3 \\ & + 5.619x_4 + 3.146x_5 + 1.416x_6 + 6.744x_{11} - 2.946x_{12} \\ & - 127.326x_{13} - .807x_{14} - 1.505x_{15} + 2.532x_{16} - 3.787x_{22} \\ & + 16.06x_{23} + 4.134x_{24} + 3.609x_{25} + 4.973x_{26} - 257.114x_{33} \\ & + .338x_{34} - 1.178x_{35} - 5.832x_{36} - 9.954x_{44} - 2.246x_{45} \\ & + 7.291x_{46} - 2.213x_{55} + .526x_{56} - 4.09x_{66} \end{aligned}$$

(2) ASRS 이용률 :

$$\begin{aligned} y_2 = {} & .912 - .140x_1 + 0.02x_2 - .574x_3 \\ & - .624x_4 + .035x_5 - .006x_6 - .020x_{11} + .007x_{12} \\ & + .228x_{13} - .067x_{14} + .001x_{15} - .002x_{16} + .004x_{22} \\ & - .029x_{23} + .004x_{24} - .007x_{25} - .001x_{26} + .369x_{33} \\ & - .173x_{34} + .012x_{35} + .003x_{36} + .444x_{44} + .003x_{45} \\ & - .005x_{46} - .011x_{55} - .002x_{56} + .006x_{66} \end{aligned}$$

(3) AGV 이용률 :

$$\begin{aligned} y_3 = {} & 1.018 - .076x_1 + .009x_2 - .444x_3 \\ & + .003x_4 - .002x_5 + .000x_6 + .039x_{11} - .008x_{12} \\ & - .172x_{13} - .001x_{14} + .002x_{15} + .000x_{16} + .002x_{22} \\ & + .036x_{23} - .002x_{24} + .000x_{25} + 6.173E-05x_{26} + .225x_{33} \\ & + .001x_{34} + 3.395E-35x_{35} + 4.012E-05x_{36} - .001x_{44} \\ & - .001x_{45} + .000x_{46} + .000x_{55} + .001x_{56} - 5.1E-05x_{66} \end{aligned}$$

위의 회귀 식은 수정결정계수(R^2_{adj})의 값이 각각 (0.828, 0.946, 0.968)로 모형을 설명하기에 충분히 타당한 것을 알 수 있다. 또한 본 논문에서는 AGV, ASRS, 컨베이어

의 정량적 변수만을 기준으로 회귀 식을 산출하였기 때문에 수정결정계수가 높게 나온 것으로 예측할 수 있다. AGV의 운영방식, Guide Path, Dispatching Rule, 자동창고의 존 할당 방식, 저장 및 출고 방식 등의 설계 변수를 반영하게 되면 수정결정계수는 낮아질 것으로 예측 할 수 있다.

총 처리량 및 ASRS, AGV 이용률의 제약 조건 구성을 위하여, 본 논문에서는 각 중요 요소의 상·하한선을 제약조건에 추가하여 다목적 최적 함수를 구성하였다. 총 처리량은 시스템의 특성을 잘 이해하고 있는 설계자에 의하여 결정되는 주관적인 변수로 정의하였고, ASRS, AGV 이용률은 예방정비 및 시스템의 유동적인 상황에 대처하기 위하여 최적 값을 80%로 간주하고 70%에서 90%사이의 값을 제약 변수로 추가하였다. 최종적인 다목적 최적 함수의 형태는 아래와 같다.

$$Min\ \bar{z} = [g_1(\bar{x}), g_2(\bar{x}), g_3(\bar{x}), g_4(\bar{x}), g_5(\bar{x}), g_6(\bar{x})]$$

such that

$$0 \le g_i(\overline{x_j}) \le 1$$
$$570 \le y_1$$
$$0.7 \le y_2 \le 0.9$$
$$0.7 \le y_3 \le 0.9$$

for $i = 1,2,\ldots,n \;\; j = 1,2,\ldots,m$

4.2.3 다목적 최적 함수의 해

다목적 최적 함수의 최적해 집합은 앞 절에서 언급했듯이 설계 변수의 적용의 폭을 작게 하고, 적용 가능성의 변수를 줄이므로 본 논문에서는 파레토 최적해를 이용하여 최적해 집합을 산출하였다. 각각의 설계 변수, 중요 변수에 대하여 제약 조건을 만족하고 중요 변수 및 설계 변수에 의하여 지배되는 집합을 구성하였다. 그 뒤 설계 변수의 정규화 값을 원래의 설계 변수로 변환하였다. 결과는 표 6과 같다. 표 6을 분석하여 보면, 중요 변수들 값이 서로 비슷한 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 값 중에서 최적해를 찾는 것 보다는 최적해 집합을 제시하면 설계자에게 다중 대안 및 유동성을 제시할 수 있을 것이다. 또한 메타모델 $y = f(x_1, x_2, \ldots, x_n) + \epsilon$에서 에러변수($\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$)의 차이를 고려하였을 때, 큰 차이가 있다고 분석할 수 없다. 따라서 파레토 최적해 집합을 제시하는 것이 시스템의 설계에 있어서 더 효율적인 결과 값이 얻어지는 것을 확인할 수 있었다.

표 6. 파레토 최적해 집합

파레토 최적해 집합									
Set	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	y_1	y_2	y_3
set 1	11	2	6	1	6	3	577	.762	.788
set 2	11	2	6	1	6	5	577	.763	.787
set 3	13	4	4	1	6	1	576	.782	.786
set 4	13	4	4	1	6	3	577	.769	.796
set 5	13	4	4	1	4	5	575	.763	.791
set 6	13	6	4	1	4	1	576	.754	.805
set 7	13	6	4	1	4	3	578	.751	.808
set 8	13	6	4	1	6	3	581	.77	.815
set 9	13	6	4	1	4	5	575	.751	.808

5. 결 론

본 논문에서는 시스템의 설계 변수의 적용에 있어서 시뮬레이션을 이용하여 최적의 설계 변수 집합을 찾는 방법을 제시하였다. 일반적인 시뮬레이션 메타모델의 경우 목적함수를 중요 변수로, 제약 조건을 설계 변수의 영역으로 정하여 최적의 해를 구하게 된다. 하지만 본 논문에서는 목적함수를 설계 변수의 벡터로 구성하고, 제약 조건에 종속 변수의 영역과 설계 변수의 영역으로 구분하여 제시하고 파레토 최적해를 이용하여 최적해 집합을 제시하였다.

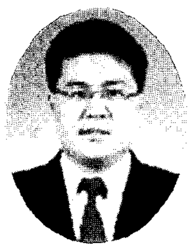
목적함수의 구성에 있어서 각 설계 변수는 가용 구간이 상이하고, 일반화가 되어 있지 않아서 설계 변수의 정규화를 통한 벡터를 구성하였으며 제약 조건에서는 일반적인 시뮬레이션 메타모델인 회귀 메타모델을 구성하여 유의한 회귀 식과 설계 변수의 가능 구간을 제약 조건에 추가하였다. 그렇게 구성된 다목적 최적 함수는 함수의 형태로는 해결하기에 너무 많은 시간과 어려움이 있어서 본 논문에서는 파레토 최적해 집합을 통한 설계 최적 변수를 제시하였다. 본 논문에서 제시한 기법을 통하여

- 다목적 최적 함수 적용의 일반화
- 최적해 집합 제시를 통한 설계 변수의 유연성
- 다목적 최적 함수의 최적해 산출의 효율성 증대

의 결과를 확인할 수 있었으며, 메타모델의 적용을 더 일반화 시키는 하나의 방법으로 사용될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

1. Tanchoco, J. M. A.(1994), "Material Flow system in Manufacturing", Chapman & Hall.
2. King, R.E. and Kim, K.S.(1995), "AgvTalk : An objective-oriented simulator for AGV system", Computer and Industrial Engineering, Vol. 28, No. 3, pp. 575-592.
3. Lee, J.(1996), "Composite dispatching rules for multiple-vehicle AGV systems, Simulation, Vol. 66, No. 2, pp. 121-130.
4. Dewsnup, M. C.(1995), "How to model AGVS using Promodel for Windows", Proceeding of 1995 Winter Simulation Conference, pp. 703-708.
5. Jayaraman, A.(1993), "Use of simulation-animation techniques in the design of an AGV system. M. Sc. Thesis", Department of Industrial and Systems Engineering, Virginia Polytechnic Institute and State University.
6. 강정윤, 이홍철, 엄인섭(2006), "시뮬레이션과 메타 모델을 이용한 자동 물류 센터 설계 최적화", 한국 시뮬레이션 학회지, 제 15권, 제 5호, pp. 103-114.
7. Madu, C.N., and Chanin, M.N.(1992), "A regression metamodel of a maintenance float problem with 2-Elrang failure distribution", International Journal of Production Research, Vol. 30, pp. 871-885.
8. Kleijnen, J.P.C.(1998), "Experiment design for sensitivity analysis, optimization, and validation of simulation models. In Handbook of simulation : Principles, Methodology, Advances, Application and Practice", Wiley, New York.
9. Durieux, S.(2003), "Analyse de performance par simulation et conception de systemes de production robustes", Ph. D. Thesis, University Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, France.
10. Kleijnen, J.P.C. and Sergent, J.P.C(2000), "A methodology for fitting and validating metamodels in simulation", European Journal of Production Research, vol. 12, pp. 14-29.
11. Fu, M.C.(2002), "Optimization for simulation : theory vs. practice", Informs Journal on Computing, col. 14, 192-215.
12. Pareto, V.(1906), Manuale di Economia Politica, Societa Editrice Libraria, Milano, Italy, Translated into English by A.S. Schwier in 1971 as Manual of Political Economy, Macmillian, New York.
13. Goeffrion, A.M., "Proper efficiency and the theory of vector maximization", Journal of Mathematical Analysis and Application, Vol. 22, pp. 618-630.
14. Dos Santos, M.I.R. and Porta Nova, A.M.O.(1999), "The main issue in nonlinear simulation metamodel estimation", Proceeding of the 1997 Winter Simulation Conference, Phoenix, AX, pp. 502-509.
15. Brooks Automation, Inc. AutoSimulation Division (2001), "AutoMod User's Manual", Brooks Automation, Inc.



엄 인 섭 (uis27@korea.ac.kr)

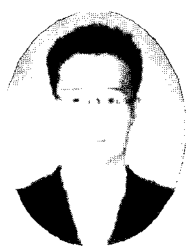
2002년 고려대학교 산업시스템정보공학 학사
2005년 고려대학교 산업시스템정보공학 석사
현재 고려대학교 산업시스템정보공학과 박사과정

관심분야 : 생산 물류 정보 시스템, Discrete Event Simulation, SCM, PLM

이 홍 철 (hclee@korea.ac.kr)

1983년 고려대학교 산업공학 학사
1988년 Univ. of Texas 산업공학 석사
1993년 Texas A&M Univ. 산업공학 박사
현재 고려대학교 정보경영공학부 교수

관심분야 : SCM, 생산 및 물류 정보시스템, PLM



천 현 재 (slash@korea.ac.kr)

1997년 인천대학교 산업공학 학사
1999년 고려대학교 산업공학 석사
2006년 고려대학교 산업공학 박사
현재 고려대학교 BK21 유비쿼터스 정보보호 사업단 연구 전임 강사

관심분야 : SCM, Data Mining, Simulation