

시물레이션과 네트워크 분석법을 이용한 자동차 부품 가공시스템의 다목적 최적운영설계

김우균¹, 김연진¹, 이흥철^{1*}
¹고려대학교 정보경영공학전문대학원 정보경영공학과

The Multi-Objective Optimal Design of Vehicle Component Manufacturing System with Simulation and ANP

Woo-Kyun Kim¹, Youn-Jin Kim¹ and Hong-Chul Lee^{1*}
¹Department of Information Management Engineering, Korea University

요약 본 연구에서는 시물레이션과 네트워크 분석법을 이용하여 다품종 소량생산 체제로 운영되는 자동차 부품 가공시스템의 최적 운영방안을 제시하였다. 이를 위해 먼저, 생산현장의 복잡하고 다양한 운영 요소들을 반영하여 시물레이션 모델링 한 후 반응표면법으로 메타모델을 설계하였다. 그 후 의사결정권자들로부터 주요 평가 요소들과 그 요소들 간의 중요도를 수집하여, 네트워크 분석법으로 그 가중치를 설계한 후 다목적 유전자알고리즘을 사용하여 그 최적운영방안을 제시하고 그 결과를 분석하였다. 그와 더불어 계층화분석법으로 설계한 가중치를 반영한 운영방안과의 비교를 통해, 본 연구에서 제시한 방법이 평가 요소간의 내·외부 종속성과 상호연관성을 반영하여 더 정밀하고 우수한 운영방안임을 입증하였다. 본 연구를 활용하면 자동차 부품산업과 같은 다품종 소량생산 시스템의 운영방안 설계 시 의사결정권자에게 보다 효과적이고 정밀한 정보를 제공해 줄 수 있을 것이다.

Abstract This paper suggested the optimal operating design method using simulation and ANP (Analytic Network Process) for mass-customization in the automotive component manufacturing industry. For this, first of all, we built the simulation model including various and complex factors in the field, and estimated the meta-model by RSM (Response Surface Method). Secondly using ANP, we calculated the weight of relative importance of evaluation factors gathered from decision makers. And then, we proposed the optimal operation designs by MOGA (Multi-Objective Genetic Algorithm), analyzed results of them. Moreover, by comparing the results with the consequences using AHP (Analytic Hierarchy Process), we showed its superiority of suggested method to the manner using AHP, because it reflects inner, outer dependency, and inter-relation among judgement factors. In conclusion, through this process, we can present the better way to serve mover effective, precise, and accurate information to decision makers when they build operation design for mass-customization system as automotive parts production system.

Key Words : FMS, ANP, Multi-Objective, Optimization, Genetic Algorithm, Weight

1. 서론

2만 여개의 부품으로 조립되는 자동차 산업은 급변하는 고객의 요구에 대응하고, 기업 스스로도 안정적인 생산을 유지하면서 신속하게 주문에 맞춰 부품을 생산해야

하며, 또한 적정한 재고를 유지하도록 생산시스템을 구축하여야 한다[1,2]. 자동차 산업에서는 이러한 제조환경에 적응하기 위하여 효율성과 유연성을 동시에 갖추고 있는 유연생산시스템(FMS: Flexible Manufacturing System)의 도입이 급격히 늘어나고 있으며[3], 생산시스템의 운영성

이 연구에 참여한 연구자(의 일부)는 '2단계BK21사업'의 지원비를 받았음.

*교신저자 : 이흥철(hclee@korea.ac.kr)

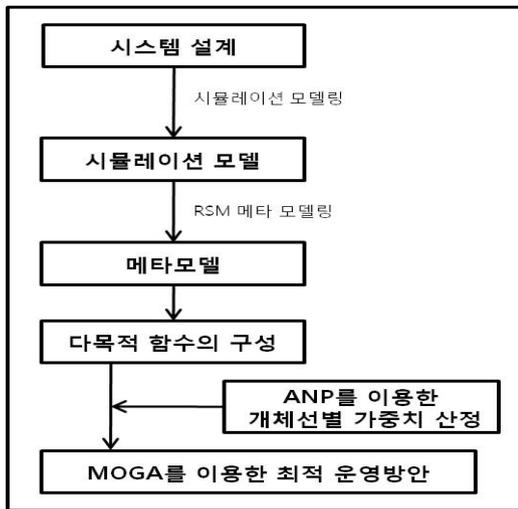
접수일 10년 11월 16일

수정일 10년 12월 03일

계제확정일 10년 12월 17일

과를 극대화하기 위하여 자동반송용 로봇(AGVs: Automated Guided Vehicle System)이나 컨베이어(Conveyor) 시스템과 같은 자동 물류 시스템들과 함께 사용되고 있다[4]. 이러한 시스템의 성과를 측정하거나 예측하기 위해서는 내부 설비와 작업 사이의 상호작용과 동적인 행동을 정확하게 측정하는 것이 매우 중요한데, 시뮬레이션 분석은 이처럼 수리적 모델을 이용하여 쉽게 묘사 할 수 없는 FMS와 같은 복잡한 시스템의 분석에 매우 적합한 분석 도구라고 할 수 있다[5].

본 논문에서는 부품별로 다양한 가공형태를 가지고 있는 자동차 부품의 가공 FMS의 운영방안을 설계함에 있어서, 그 복잡하고 다양한 생산 환경을 시뮬레이션으로 모델링하고, 의사결정자들의 의견을 네트워크분석법으로 최대한 반영하여 그 가중치를 토대로 다목적 유전자알고리즘을 이용하여 시스템의 최적운영방안을 설계하였다.



[그림 1] 최적운영방안 도출절차

이를 위해, 먼저 제품의 형태, 처리프로세스 및 발생분포, 각 기계별 처리시간, 자동반송용 로봇의 속도와 이용률 등의 실제 작업환경 요소들의 다양한 변화를 시뮬레이션 툴인 AutoMod 12.2를 이용하여 시스템을 구현하였다. 그 후, 시뮬레이션 모델의 실험 결과를 바탕으로 반응표면법을 통해 메타모델을 설계하여 다양한 목적함수를 도출하였다. 이후 의사결정자가 복잡한 모델을 좀 더 이해하기 쉬우면서 합리적인 과정을 통해 가중치를 결정할 수 있도록 다 기준 의사결정 기법중 하나인 네트워크 분석법(ANP: Analytic Network Process)을 사용하여 목적함수 각각의 가중치를 산정하였다. 그리고 최종적으로 산정된 가중치를 반영한 다목적 함수를 휴리스틱(Heuristic)

기법인 다목적 유전자 알고리즘(MOGA: Multiple Objective Genetic Algorithm)을 사용하여 그 운영방안을 최적화하였다. 위에서 설명한 절차를 도식화하면 그림 1과 같다.

2. 기존연구

현대의 생산 형태는 다품종 소량생산이며, 생산 공정 내에서 작업물의 실제 가공시간은 전체 사이클 타임의 5%를 넘지 않고 대부분의 시간을 작업 장내 이동이나 다음 공정을 대기하는데 사용하는 것으로 알려져 있다[6]. 이에 따라 생산 환경의 변화에 쉽게 대응가능하고 대기 시간과 이동시간을 감소시킬 수 있는 FMS가 제안되었고, 그 효용이 많은 연구를 통해 증명되어 왔다[6]. 이러한 FMS의 최적 설계를 위하여 이성우(2009)는 유연생산 시스템의 기계와 AGV의 동적 작업배정규칙을 비교연구 하였으며[7], 이용균(2001) 등은 최적 버퍼 할당을 위하여 유전자 알고리즘과 시뮬레이션을 이용하였다[6]. 앞서 언급한 바와 같이 복잡한 시스템을 가지고 있는 부품가공 FMS의 최적 설계변수 도출을 위해서는 다수의 목적을 고려하여야 하는데, 최근의 다목적 최적화 문제는 시스템의 특성을 반영한 반응변수와 설계변수의 선정을 통하여 변수들 간의 상호관계(Interaction) 및 복잡성 등을 고려한 최적해 집합의 산출이 많이 연구되고 있다[8]. 그 대표적인 기법들로는 다목적 최적설계 문제를 단일 목적함수를 가지는 여러 개의 문제로 바꾸어 푸는 가중치법(WS : Weighted Sum Method), 한 개의 목적함수에 대해서 최적화를 하는 등제한조건 방법(Equality Constraint Method), 주어진 한 개의 목적함수를 제외한 다른 모든 목적함수의 최대 수준을 정해놓고 이 범위 내에서 그 목적함수를 최소화시키는 ϵ -제약식법(ϵ -Constraint Method), 모든 목적들의 우선순위와 원하는 목표를 설정하여 해를 구하는 방법인 목표계획법(Goal Programming)등이 있다. 그리고 최근에는 Kirkpatrick(1983) 등에 의해 제안된 시뮬레이티드 어닐링(SA : Simulated Annealing)이나 다목적 유전자 알고리즘(MOGA)을 이용하여 다목적 최적설계를 수행 하는 연구가 국내·외로 활발히 진행되고 있다. 그 중 유전자 알고리즘이 고전적 최적화 기법이나 시뮬레이티드 어닐링과 달리 복수개의 잠재 해들로 이루어진 해의 집단(Population)을 운용하며 해 집단의 선별과 유전법칙의 메커니즘(mechanism)을 적용하여 세대(generation)를 진행시키면서 해 공간을 탐색해 나감으로써 복잡한 해공간의 탐색성능이 우수하며, 변수와 제약이 많은 대형 수리문제를 푸는 데 적합하기 때문에 국내·외

에서 가장 활발하게 연구되고 있다[9]. 특히, Abdullah Konak(2006) 등은 VEGA(Vector Evaluated Genetic Algorithm), WBGA(Weighted-based Genetic Algorithm), NSGA-II(Nondominated Sorting Genetic Algorithm)등 다목적 유전자 알고리즘(MOGA)의 다양한 방법론들을 비교분석하였으며[10], 이원철(2007) 등의 다목적 최적화를 위한 Goal-Pareto 기반의 NSGA-II등, 국내에서도 다목적 유전자 알고리즘에 대한 많은 연구가 수행되고 있다[11]. 그러나 전통적인 다목적 유전자 알고리즘에서는 의사결정자들이 중요하게 생각하는 목적에 대한 가중치의 반영이 미흡하였다. 이를 보완하기 위해 최근 Felic T.S. Chan(2005) 등은 유전자 알고리즘(GA)과 계층분석방법(AHP: Analytic Hierarchy Process)의 결합 방법론으로 공급망의 최적화 방법을 제시하였고[12], V.K. Banga(2007) 등은 GA와 AHP를 이용하여 로봇 팔의 움직임을 최적화시키는 연구를 수행하였다[13]. Xuesong Guan(2009) 등은 다목적 함수의 가중치를 AHP로 산정하여 가공설비의 운영비용과 운영시간, 품질간의 최적화 방법론을 제시하는 등[14], AHP를 다목적 최적화의 가중치 산정에 적용한 연구가 진행 중 이다.

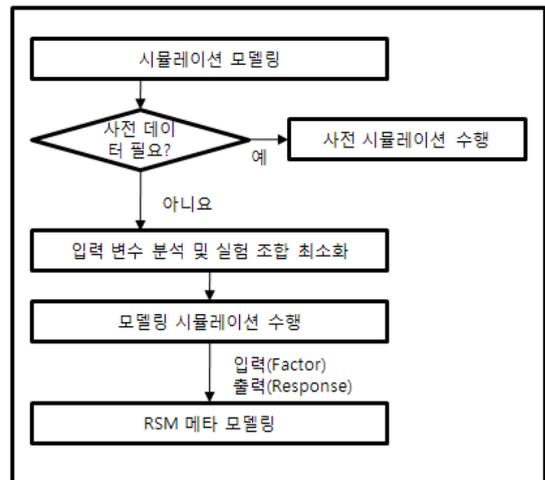
하지만 AHP를 이용한 가중치 산정 방법은 상위계층의 요소에 대하여 종속적이어야 한다는 제약이 있고, 복잡한 구조의 시스템 연구에 있어서는 많은 부분이 미흡하며, 체계적이고 의사결정자의 의도를 정확히 반영하는 모델의 설계 방법을 제시 하는데 한계가 있다. 이에 반해 ANP는 AHP의 확장된 방식으로 내·외부 종속관계와 피드백을 갖는 구조를 표현할 수 있다. 또한 복잡한 모델에서 의사결정자가 직관적으로 쉽고 정확하게 가중치를 부여할 수 있도록 도와준다. 따라서 본 논문에서는 실제 제조환경 요소들을 반영한 자동차부품 가공 FMS를 시뮬레이션으로 구성하고, ANP와 다목적 유전자 알고리즘을 이용하여 이 시스템의 최적운영방안을 설계하고자 한다.

은 노력과 시간을 필요로 한다.

또한 일반적으로 시스템 설계의 특징적 요인들을 조합하고 그래픽 요소와 제어 논리를 이용하여 재구성하는 것이 시뮬레이션 모델이라면 메타모델(Meta model)은 시뮬레이션 모델의 출력을 통계적으로 분석하여 비교적 간단한 근사함수(회귀모델)로 구현 한 것이다[15]. 따라서 본 연구에서는 시뮬레이션에서 나오는 방대한 데이터를 분석하는데 다항 회귀분석 기법을 이용한 반응표면법(RSM: Response Surface Method)을 사용하여 메타모델링 하였다. 메타모델을 수립하는 과정은 일반적으로 다음의 3가지 절차를 포함하며 그 절차는 그림 2와 같다[15].

- (1) 기반 데이터 수집을 위한 실험계획 수립
- (2) 데이터 표현 모델의 선정
- (3) 관측 데이터와 모델의 적합화(Fitting)

반응표면법은 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[16].



[그림 2] 반응표면법을 이용한 메타모델링 과정

3. 부품가공 FMS의 최적 운영방안설계

3.1 시뮬레이션과 메타모델링

본 연구에서는 다수의 목적이 존재하며, 내부 설비와 작업 사이의 상호작용이 존재하고, 프로세스가 다양하여 수리적인 형태의 분석에 한계가 있는 부품가공 FMS의 최적운영설계를 다룬다. 이러한 복잡한 시스템을 정교하게 모델링한 3차원 그래픽 시뮬레이션 모델은 처리해야 할 데이터가 매우 많기 때문에 시뮬레이션 모델을 이용하여 직접 최적화 실험을 수행하기 위해서는 상당히 많

반응함수(Response function)의 일반적인 형태는 독립변수를 t_1, t_2, \dots, t_k 라고 하고 종속변수를 y 라고 할 때 다음 식(1)과 같다.

$$y = f(t_1, t_2, \dots, t_k) \tag{1}$$

반응함수로서 일반적으로 가정되는 간편하고 실용적인 반응표면모형은 k개의 독립변수에 대한 중회귀모형(multiple regression model)이다.

$$x_i = \frac{t_i - t_{0i}}{c_i} \quad (2)$$

독립변수 t_1, t_2, \dots, t_k 를 식(2)와 같이 선형변환(linear transformation)시켜서 새로운 독립변수 x_1, x_2, \dots, x_k 를 정의하고, 미지의 모수(unknown parameter)를 β_i 라고 하면 새로 정의된 독립변수에 대한 1차 회귀모형(first order regression model)은 식(3)과 같이 표현할 수 있다.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (3)$$

이와 같은 1차 모형은 실험자가 좁은 범위의 흥미영역에서 종속변수 y 가 x_i 들의 선형으로 근사하게 표현될 수 있다고 믿을 때에 사용될 수 있다. 만약, 어떤 함수관계가 있고 함수 g 의 반응표면이 곡면으로 표현될 것이라고 믿어진다면, 2차 회귀모형(second order regression model)을 사용하는 것이 바람직하고, 그 표면은 식(4)와 같다[17].

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i < j}^k \beta_{ij} x_i x_j \quad (4)$$

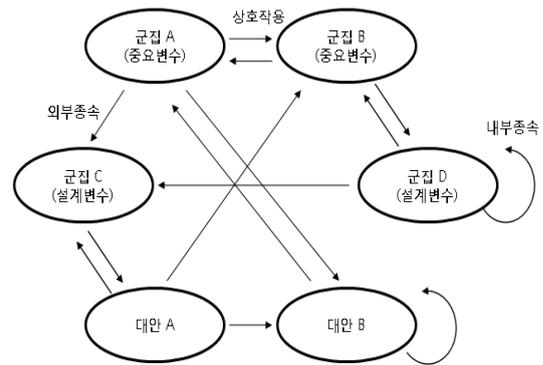
3차 회귀모형도 고려될 수 있으나, 3차 회귀모형은 실제 생활에서 거의 사용되지 않고 있다. 따라서 본 연구에서는 2차 회귀모형까지 고려하여 메타모델링을 수행한다.

3.2 ANP를 이용한 가중치 산정

AHP는 1970년대 초 Thomas Saaty가 개발한 다중의사결정기법(Multiple Attribute Decision Making Tool)으로서 적용방법이 용이하고 계층적 평가구조에 따라 척도산정, 가중치 산정절차가 이론적으로 높히 평가되고 있어 각 분야의 집단 의사결정기법 중 가장 광범위하게 활용되고 있다[18]. 그러나 대부분의 의사결정 문제는 구조상의 상위요소와 하위요소 간에 상호작용과 종속성이 존재하기 때문에 단순히 계층적 구조만으로 표현하는데 한계가 있다. 이를 보완하기 위한 방법이 ANP이다. ANP는 AHP를 확장한 새로운 방식으로 내·외부 종속관계와 피드백을 갖는 구조를 표현할 수 있다[18]. 이러한 ANP에 대한 국내연구는 유수현(1999) 등의 지능형 빌딩 시스템의 등급 결정을 위한 ANP 모형, 이선우(2005) 등의 ANP를 이용한 ITS서비스의 우선순위 분석 등이 있다[18].

본 연구에서는 RSM 메타모델을 통한 시뮬레이션 근사 모델에서 복잡하고 종합적인 의사결정과정을 직관적

이며 쉽고 정확하게 반영하기 위해 ANP를 사용하여 설계변수와 반응 변수의 가중치를 산정한다. ANP 모형의 네트워크 구조는 몇 개의 집합(Cluster)과 집합에 속하는 요소(elements)들로 구성되며, 의사결정에 필요한 요소들을 나열하고 각각의 특성에 따라 유사한 요소들을 분류하여 집합들을 만든다. 그리고 각각의 구성요소들 간에 존재하는 내·외부 종속성과 상호작용관계를 이용하여 연결한다. 따라서 시스템의 설계변수와 중요 변수의 내·외부 종속성과 상호작용관계를 정확하게 파악하여 네트워크 구조를 형성하는 것이 매우 중요하며, 일반적인 ANP의 네트워크 모형은 그림 3과 같다.



[그림 3] ANP 네트워크 모형

ANP 수행절차는 통제계층 구조형성, 하위 시스템 결정, 쌍대비교실시, 초행렬(Super matrix), 극한값 산출, 극한값 종합, 세부요인별 결과 산출 등의 절차에 의해 구할 수 있으며, 본 연구에서 ANP 기법은 반응변수와 설계변수들의 상대적 중요도를 산출하여 다목적함수의 가중치를 산정하는데 사용한다. ANP 산출의 자세한 세부사항은 최명서(2007) 등의 퍼지 ANP를 활용한 군 시설 이전 적지 선정요인 평가[19]와 이태희(1997) 등의 AHP와 ANP의 결합을 통한 합리적 예측모델 구축[20] 등의 논문에서 상세히 명시되어 있다.

3.3 ANP와 MOGA를 통한 최적방안의 도출

고전적인 최적화 기법과 달리 유전자 알고리즘은 잠재해를 표현한 개체들로 이루어진 모집단을 가지고 시작한다. 모집단은 매 세대마다 일정수의 개체를 유지하고 매 세대에서 각 개체의 적응도(Fitness)를 평가하여 이에 따라 다음 세대에 생존할 개체들을 확률적으로 선별한다. 선별된 개체들 중 일부의 개체들이 임의로 짝을 지어 교배하여 자손을 생성한다. 이 때 교차(Crossover)에 의해 부모의 유전자가 자손에게 상속되고 돌연변이가 일어날

수 있다. 이러한 진화과정은 종료조건을 만족할 때까지 반복한다[9]. 이 과정을 정리하면 다음과 같다.

```

begin
  t ← 0
  P(t)의 초기화(초기 모집단 생성)
  P(t)의 적응도 평가
  while(종료조건이 만족되지 않으면) do
    begin
      t ← t+1
      P(t-1)로부터 P(t)를 선별
      P(t)의 유전연산(교차와 돌연변이)
      P(t)의 적응도 평가
    end
  end
end
    
```

위와 같은 유전자 알고리즘을 다목적 문제에 적용하려 할 때, 모집단에서 생존할 개체를 어떻게 선별하느냐가 문제이다. 단일목적 최적화에서는 하나의 목적함수에 의해 적응도를 쉽게 구할 수 있어, 이 적응도에 근거하여 선별이 이루어진다. 그러나 다목적 문제에서는 여러 목적함수가 존재하므로 각 개체의 적응도를 어떤 기준에 의해 측정하느냐가 문제이다. 따라서 다목적 유전자 알고리즘의 연구 초점은 개체 선별방법에 있다. 개체 선별 방법에 따라 유전자 알고리즘은 벡터평가 유전자 알고리즘(VEGA), 파레토 유전자 알고리즘(PGA: Pareto Genetic Algorithm), 적소파레토 유전자 알고리즘(NPGA: Niche Pareto Genetic Algorithm), 비지배분류 유전자 알고리즘(NSGA) 등이 있다.

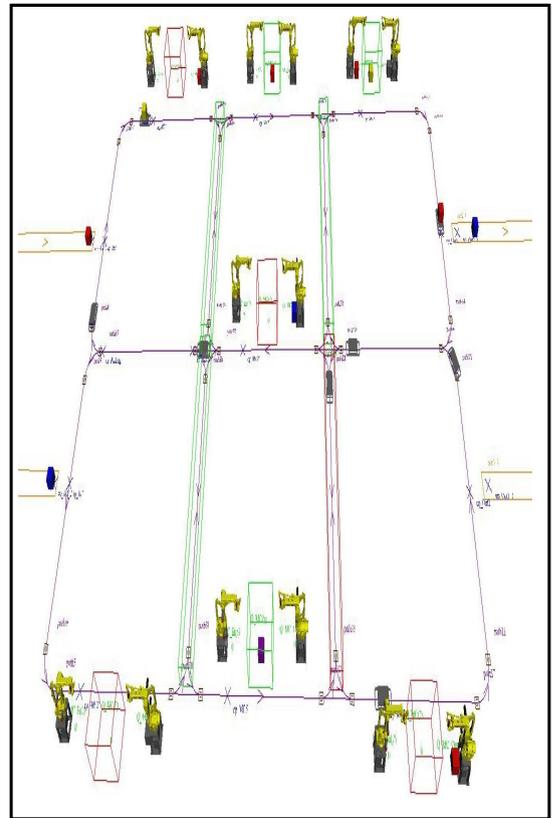
본 연구에서는 FMS의 최적 설계를 위하여 내·외부 중속구조와 피드백까지 고려하는 ANP를 이용한 가중치 기반 개체선별 방법을 사용하였다. 유전자 알고리즘의 수행 절차는 개체 선별방법을 제외하고는 단일목적 유전자 알고리즘과 거의 같은 절차를 따른다[9].

4. 사례연구

4.1 자동차 부품가공 FMS 시물레이션 모델의 구성 및 메타모델링

본 연구에서는 자동차 부품을 생산하는 국내 A사의 부품가공 FMS를 시물레이션 모델링 하였다. 국내 A사의 부품가공 FMS는 머시닝 센터 등의 설비(MC: Machine), 가공 대상물의 Loader, Unloader, 자동반송용 로봇

(AGVs), 버퍼(Buffer)로 구성되어 있다. 부품가공 FMS와 같은 복잡한 시스템을 보다 쉽게 구현하고, 많은 시간이 걸리는 기존 연구에 비해 작업자에 노하우 없이도 단시간에 작업장 환경을 파악하여 데이터를 얻고 분석하기 위해 시물레이션 기법을 사용하였다. 시물레이션 설계는 AutoMod 12.2를 사용하여 모델링 하였다. 전체 시스템은 투입(Input) 컨베이어를 통하여 작업 대상물(Load)이 들어와서 각각 해당 설비(Machine)를 거쳐 완제품이 출력(Output) 컨베이어를 통해 빠져나가는 형태이며, 각 설비 간 이동은 자동반송용 로봇에 의해서 이루어진다. 그 레이아웃은 그림 4와 같다. 본 연구에서 FMS 시물레이션에 따른 기타 요소들은 일반적인 시물레이션 가정을 따랐으며[21], A사의 생산 부품별 공정 및 처리시간, 투입분포 등의 운영변수들은 [표 1]과 같다.



[그림 4] 부품가공 FMS 시물레이션 모형

[표 1] 시물레이션 운영변수

운영변수(Operation Factors)	
제품의 형태	6 Unit
처리 프로세스 및 발생 분포	L1: MC1→MC3→MC6 Normal(340,10) L2: MC1→MC4→MC6 Normal(520,10) L3: MC1→MC3→MC7 Uniform(360,10) L4: MC2→MC5→MC7 Normal(600,10) L5: MC2→MC4→MC7 Triangle(420,440,460) L6: MC2→MC3→MC6 Triangle(360,380,400)
각 기계 별 처리시간	MC1 : Normal(70,5) MC2 : Normal(120,10) MC3 : Normal(100,10) MC4 : Normal(50,5) MC5 : Normal(110,10) MC6 : Normal(60,5) MC7 : Normal(60,5)

[표 2] 시물레이션 모형의 반응변수와 설계변수

반응변수		
변수	내용	단위
y1	총 처리량(Throughput)	EA
y2	AGV 이용률	%
y3	설비 당 평균 재공 수	EA
설계변수		
변수	내용	단위
x1	AGV Acceleration	m/s ²
x2	I/O Buffer Capacity	EA
x3	Conveyor Velocity	m/s
x4	AGV Deceleration	m/s ²
x5	Number of Vehicle	EA
x6	AGV Pickup time	s
x7	AGV Setdown time	s
x8	AGV Velocity	m/s

표 2는 시물레이션 모형의 반응변수와 설계변수를 나타낸다. 설계변수는 반응변수에 가장 큰 영향을 주는 변수로 선택하였으며 이는 A사 실무자들과 협의하여 도출하였다. 총 처리량(Throughput)은 시스템 전체의 성능을 나타내는 지표이며 예측 및 유지를 위하여 사용된다. AGV 이용률은 일반적으로 80%가 적당하며 AGV의 유지 보수 및 성능의 지표가 된다. 설비 당 평균 재공 수는 각 설비 당 입고와 가공, 그리고 출고 대기물량을 포함한 재공 재고를 뜻하며 시스템의 원활한 흐름을 파악할 수 있는 지표이다[22]. 시물레이션 실행 횟수를 줄이기 위하여 각 변수의 Low, Mid, High의 값을 선정하여 실험을

진행하였으며, 실험횟수는 $3^8 \times 2$ 로 3^8 은 변수의 조합을 나타내고, 2는 실험 반복 횟수를 나타낸다. 현 시물레이션 모델에서는 각 설계 변수는 최소로 하는 것이 효율적인 방법이기 때문에 식(5)를 최소화하는 목적함수를 구성하였다. 또한 각 설계변수의 측정단위(Unit of Measure)를 통일하기 위해 정규화 작업을 통하여 각 설계변수가 0에서 1사이의 값을 가지도록 하였으며, 그 과정은 그림 5와 같다.

$$\bar{z} = [g_1(\bar{x}), g_2(\bar{x}), g_3(\bar{x}), \dots, g_7(\bar{x}), g_8(\bar{x})] \quad (5)$$

$g_1(\bar{x})$: AGV 가속도에 대한 정규화 변수

$g_2(\bar{x})$: Buffer의 용량 정규화 변수

$g_3(\bar{x})$: Conveyor 속도에 대한 정규화 변수

$g_4(\bar{x})$: AGV 감속에 대한 정규화 변수

$g_5(\bar{x})$: AGV 대수에 대한 정규화 변수

$g_6(\bar{x})$: AGV Pickup 시간 정규화 변수

$g_7(\bar{x})$: AGV Setdown 시간 정규화 변수

$g_8(\bar{x})$: AGV 속도에 대한 정규화 변수

	1	2	3	4	5	6	7	8
	AGV Velocity	IBC	Num of Vehicle	Pickup Time	Setdown Time	AGV Velocity	Throughput	AGV Util
1	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
2	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
3	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
4	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
5	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
6	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
7	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
8	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
9	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
10	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
11	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
12	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
13	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
14	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
15	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
16	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
17	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
18	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
19	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
20	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
21	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
22	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
23	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
24	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
25	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
26	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
27	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
28	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
29	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
30	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
31	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
32	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
33	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
34	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
35	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
36	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
37	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
38	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
39	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664
40	0.00041523	0.00046789	0.00046293	0.00038802	0.000412	0.00025702	0.00054403	0.00058664

[그림 5] 시물레이션 데이터 정규화 과정

본 연구에서는 SPSS 12.0을 이용하여 반응표면법을 통한 메타모델링을 실시하였다. 반응변수인 총 처리량(y1), AGV 이용률(y2), 설비 당 평균 재공 수(y3)에 대하여 유의수준 0.05에서 다항회귀 식으로 표현한 메타모델들은 아래와 같다.

(1) 총 처리량 :

$$y_1 = -0.000459 + 0.0129x_1 - 0.00025x_2 + 0.00044$$

$$x_3 + 0.00961x_4 + 2.12x_5 - 0.0959x_6 - 0.0541x_7 + 0.183x_8 - 536(x_5)^2$$

(2) AGV 이용률 :

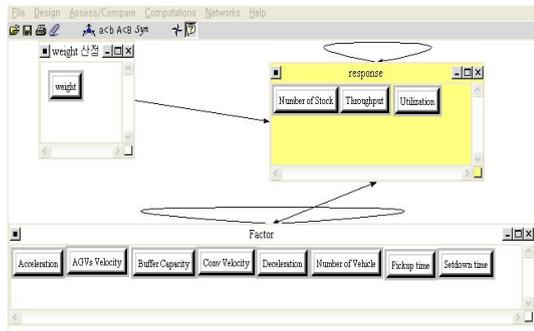
$$y_2 = 0.00137 - 0.021x_1 - 0.00005x_2 + 0.00018x_3 - 0.013x_4 + 0.325x_5 + 0.146x_6 + 0.0964x_7 - 0.0677x_8 - 210(x_5)^2$$

(3) 설비 당 평균 제공 수 :

$$y_3 = 0.00160 - 0.0368x_1 + 0.0012x_2 + 0.00103x_3 - 0.0215x_4 - 0.471x_5 + 0.226x_6 + 0.16x_7 - 0.368x_8 - 276(x_5)^2$$

4.2 ANP와 MOGA를 이용한 최적방안의 도출

본 연구에서는 부품가공 FMS와 같은 복잡한 모델에서 의사결정자가 직관적으로 쉽고 정확하게 가중치를 부여할 수 있도록 상대측정과 절대측정을 지원하는 Super Decisions를 이용하였으며, 그림 6과 같이 네트워크를 구성하였다. 모델은 각 평가기준간의 내부종속성(inner-dependence)뿐만 아니라 외부종속성(outer-dependence), 그리고 계층 간의 피드백(feedback) 효과까지 고려하여 구성하였다.



[그림 6] 프로그램을 통한 ANP 네트워크 구성

ANP분석에서는 서로 의견이 다른 의사결정자들의 결정에 따른 최종 설계변수 선정의 영향을 알아보기 위해, 상이한 가중치를 갖는 의사결정자 A와 B가 만든 2가지 모델을 형성하였으며, AHP분석에서 추가된 슈퍼매트릭스(Super Matrix)를 포함시켰다. 각 요소 간 쌍대비교를 통해 구한 초행렬에서 각 열의 합을 구하고 합을 다시 1로 만드는 가중된 초행렬(Weighted Super Matrix)을 계산 후, 초행렬의 특성을 적용하여 극한행렬(Limiting

Matrix)을 구하고, 극한 행렬에서 구한 가중치 중에서 절대측정에 사용되는 가중치를 다시 선별하여 합이 1이 되도록 정규화 하였다. 그 결과는 표 3과 같다.

[표 3] 의사결정자에 따른 ANP 모델 가중치

	평가기준	의사결정자 A의 가중치	의사결정자 B의 가중치
y	총 처리량 (Throughput)	0.55486	0.38792
	AGV 이용률	0.11259	0.34153
	설비 당 평균 제공 수	0.33255	0.27055
x	Conveyor Velocity	0	0.03979
	AGV Velocity	0.27184	0.26431
	AGV Number	0.30055	0.21784
	AGV Acceleration	0.02782	0.0642
	AGV Deceleration	0.01907	0.04652
	AGV Pickup time	0.05215	0.08791
	AGV Setdown time	0.02804	0.03467
	I/O Buffer Capacity	0.30055	0.24476

본 실험은 MOGA의 개체 선별순위를 ANP 가중치에 따라 선별하며, 이에 따른 최적 설계변수의 변화를 비교 평가하여 부품가공 FMS의 최적설계 변수를 도출하기 위한 것이다. 이를 위하여 앞서 구한 회귀식과 반응변수별 ANP 가중치를 반영한 목적함수를 구성하면 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\bar{z} = w_1 \text{Max } y_1 + w_2 \text{Max } y_2 + w_3 \text{Min } y_3 \quad (6)$$

식 (6)과 같이 가중치를 반영한 목적함수의 최적화를 다목적 유전자 알고리즘을 이용하여 수행한다. 그 결과로 얻어진 파레토 최적해 집합 중 적합도 점수(fitness score)가 가장 높은 값을 나타낸 모델의 설계변수 집합을 기준으로 비교분석 실시한 결과는 표 4와 같다.

[표 4] ANP 모델의 최적설계방안 결과

	내 용	의사결정자 A	의사결정자 B
y	총 처리량 (Throughput)	6,608	5,893
	AGV 이용률	0.58	0.769
	설비 당 평균 제공 수	3.27	4.57

x	Conveyor Velocity	1 ft/s	5 ft/s
	AGV Velocity	6 ft/s	6 ft/s
	Number of Vehicle	7 EA	4 EA
	AGV Acceleration	5 ft/s ²	5 ft/s ²
	AGV Deceleration	2 ft/s ²	4 ft/s ²
	AGV Pickup time	20 s	10 s
	AGV Setdown time	5 s	15 s
	I/O Buffer Capacity	2 EA	2 EA

표 3과 표 4의 결과를 토대로 각 의사결정자별 ANP 모델의 가중치와 최적 설계안을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 표 3에서 보듯이 생산량을 중요시하는 의사결정자 A는 max 처리량 > min 재고량 > max AGV 이용률 순위로 가중치를 부여하였으며, ANP 모델로 설계된 가중치는 약 0.55 > 0.33 > 0.11로 각 반응변수 별 가중치에 큰 편차를 보이고 있다. 반면에 설비이용률의 최대화를 통한 비용절감을 꾀하고자하는 의사결정자 B는 max 처리량 > max AGV 이용률 > min 재고량 순위로 가중치를 부여하였으나, 의사결정자 A와는 다르게 ANP 모델로 설계된 가중치는 약 0.39 > 0.34 > 0.27로 고르게 분포되어 있다.

표 4는 의사결정자 별 상이한 ANP 모델의 가중치에 따른 최적설계안을 나타낸 것이다. 먼저 반응변수(y)들을 살펴보면, 의사결정자 A 최적방안에서는 B가 설정한 방안에 비해 생산량은 715개의 증대를 가져오고, 설비 당 재공 수를 1개 줄일 수 있는 효과가 기대된다. 하지만, 고가의 AGV를 3대 더 도입해야하는 비용을 부담해야하며, AGV의 set-down time도 5초로 단축해야하는 부담을 갖게 된다. 반면에 의사결정자 B의 최적대안은 AGV이용률을 77%까지 올려, A의 대안으로 인해 발생할 수 있는 AGV 대수의 과도한 설치에 따른 비용손실을 없앨 수 있게 된다. 본 연구의 대상이 되는 A사는 부품의 가공시간이 전체 사이클 타임대비 크지 않고, 1단계 예상 수요가 최대 6,000개 넘지 않으므로, 경영진에서는 공간과 비용의 최소화 시킬 수 있는 의사결정자 B안을 선택하였다. 하지만, 추후 2단계 생산증대 계획 수립 시 다른 가중치가 부여되면, AGV 대수의 증가와 I/O Buffer의 Size-up 등 다른 설계변수들의 변화도 고려해야 할 것이다.

4.3 AHP를 이용한 결과와의 비교분석

가중치 산정기법에 따른 최종 설계변수 선정에 미치는 영향을 비교분석하기 위하여 의사결정자 A, B의 평가를 토대로 AHP 모델을 구성하여 가중치를 산정하였으며, 그 결과는 표 5와 같다.

[표 5] 의사결정자에 따른 AHP 모델 가중치

	평가기준	의사결정자 A의 가중치	의사결정자 B의 가중치
y	총 처리량 (Throughput)	0.6	0.4
	AGV 이용률	0.1	0.3
	설비 당 평균 재공 수	0.3	0.3

표 5에서 나타난 각 의사결정자 별 가중치를 살펴보면, 표 3에서 보여준 ANP 모델을 이용한 가중치와는 상대적으로 간단하게 나오는 것을 확인 할 수 있다. 이는 3.2절에서 서술한 바와 같이, AHP는 구성요소간의 내·외부 종속성이나 상호관계는 고려하지 않고, 상위계층과의 관계만을 고려하여 계산되기 때문이다. 특히, 다품종 소량 생산체제인 부품 가공 FMS에서는 설비 및 운영요소간의 관계가 유기적으로 매우 복잡하게 연결되어 있어 상위요소에 종속되어 있는 AHP 모형으로는 그 복잡성을 반영 하는데 한계가 있다.

표 6과 표 7은 의사결정자 별로 다목적 유전자 알고리즘을 통한 최적설계안을 ANP 모델과 AHP 모델로 설계 변수와 반응변수의 결과를 비교한 것이다.

생산을 증시하는 의사결정자 A의 비교결과 AHP 모델은 단순히 총 처리량을 증시하여 6,655개로 ANP 모델에 비하여 47개 증가하였지만 AGV 이용률이 10% 감소하고, AGV 대수가 2대 증가하여 투자비용의 증가를 초래하였다. 그에 반해, 설비의 효율을 증시하는 의사결정자 B는 AHP 모델의 경우 AGV이용률이 8%정도 감소하고, AGV 1대의 증가와 setdown 작업시간의 많은 단축이 요구된다. 또한 각 I/O Buffer의 최대 용량을 4개로 상향 조정해야 하며, 이는 평균 공정 재공 수의 증가를 야기하는 것과 더불어 Buffer 설치를 위한 공간상의 문제를 야기하게 된다.

[표 6] 의사결정자 A의 최적방안 결과 비교분석

의사결정자 A			
	내 용	ANP 모델	AHP 모델
y	총 처리량 (Throughput)	6,608	6,655
	AGV 이용률	0.58	0.482
	설비 당 평균 재공 수	3.27	3.12
x	Conveyor Velocity	1 ft/s	1 ft/s
	AGV Velocity	6 ft/s	6 ft/s
	Number of Vehicle	7 EA	9 EA

	AGV Acceleration	5 ft/s ²	5 ft/s ²
	AGV Deceleration	2 ft/s ²	2 ft/s ²
	AGV Pickup time	20 s	20 s
	AGV Setdown time	5 s	10 s
	I/O Buffer Capacity	2 EA	2 EA

[표 7] 의사결정자 B의 최적방안 결과 비교분석

의사결정자 B			
	내 용	ANP 모델	AHP 모델
y	총 처리량 (Throughput)	5,893	6,008
	AGV 이용률	0.769	0.694
	설비 당 평균 제공 수	4.57	4.97
x	Conveyor Velocity	5 ft/s	5 ft/s
	AGV Velocity	6 ft/s	6 ft/s
	Number of Vehicle	4 EA	5 EA
	AGV Acceleration	5 ft/s ²	5 ft/s ²
	AGV Deceleration	4 ft/s ²	4 ft/s ²
	AGV Pickup time	10 s	10 s
	AGV Setdown time	15 s	5 s
	I/O Buffer Capacity	2 EA	4 EA

이러한 결과를 볼 때 ANP 가중치를 반영한 모델이 의사결정자가 각 설비와 운영요소간의 복잡한 연관관계를 가지고 있는 시스템 설계에 관한 의사결정 시 중요하게 생각하는 정도에 따라 보다 정확하게 설계변수의 최적방안을 제시할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 국내 자동차 부품가공 FMS를 대상으로 시물레이션과 반응표면분석을 이용하여 메타모델을 설계하고, 네트워크분석법으로 가중치를 설계한 후 다목적 유전자 알고리즘을 사용하여 부품가공 FMS의 최적 운영방안을 설계하였다. 시물레이션 기법을 사용하여 제품의 형태, 처리프로세스 및 발생분포, 각 기계별 처리시간, 자동반송용 로봇의 속도와 이용률 등과 같이 실제 생산현장에서 발생할 수 있는 복잡하고 다양한 요소를 반영하였고, 반응표면법으로 그 모델을 단순화 하였다. 일반적인 시물레이션 메타모델의 경우 목적함수를 반응 변수로, 제약조건을 설계변수의 영역으로 정하여 최적의 해를 구하게 되지만, 본 연구에서는 ANP기법을 통하여 반

응변수와 설계변수의 피드백까지 고려한 각 목적의 가중치를 산정하였다. 이 ANP 기법으로 산정된 가중치를 토대로 휴리스틱 기법중 하나인 MOGA를 사용하여 부품가공 FMS에 적합한 최적방안을 제시함과 더불어, AHP기법으로 계산된 가중치를 토대로 한 최적방안과의 비교를 통해 그 상대적 우수성을 비교하였다. 이 방법은 쌍대비교를 통하여 의사결정자가 복잡한 모델을 좀 더 이해하기 쉬우면서 합리적인 과정을 통해 가중치를 결정할 수 있도록 도와주며, 절차의 간소화로 일반적인 시물레이션 최적화보다 빠르게 최적방안을 구할 수 있다는 장점이 있다. 또한 추가 연구 수행 시 목적함수에 변화를 주어 속성의 목표가 최대화이든 최소화이든 모두 고려하여 유연하게 최적의 운영방안을 구할 수 있고, 의사결정자의 우선순위 변화에 즉각적으로 대응할 수 있다는 점에서 빠르게 변화하는 고객의 요구에 부응할 수 있는 부품가공 FMS의 운영방안에 도움을 줄 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] C.Y. Jung, "A Fuzzy Model for Production Planning in A Subcontract Company of Automobile Parts", The Korean Association of Small Business Studies, pp.69-88, 1997.
- [2] Sangbok Ree, Kuk Kim, Hae-Il Ahn, "Manufacturing Management of Toyoda Motor Factory", KIIE Vol.9, No.2, pp.95-104, 1996.
- [3] 이충수, "SSMS (Single-stage Multi-machine System) 에서 동적 공구할당 전략하의 부품투입 방안 연구", 고려대학교 산업공학과 박사 학위 논문, 2월, 2000.
- [4] 윤정익, "FMC반송용 로봇의 선견형 운영방법", 한국시물레이션학회 논문지, 제17권, 제4호, pp. 249-257, 12월, 2008.
- [5] 엄인섭, "전기 기관차 중수선 시설의 설계 변수 최적화", 한국철도학회 논문집, 제13권, 제2호, pp. 222-228, 4월, 2010.
- [6] 이용균, "유전알고리즘과 시물레이션을 이용한 유연 생산시스템에서의 최적 버퍼 할당에 관한 연구", 한국시물레이션학회 논문지, 제10권, 제4호, pp. 65-75, 12월, 2001.
- [7] 이성우, "유연생산시스템의 기계와 AGV의 동적 작업 배정규칙 비교연구", 한국산업융합학회 논문지, 제12권, 제1호, pp. 19-25, 2월, 2009.
- [8] 엄인섭, "열차 중수선 시설의 최적 설계를 위한 시물레이션 분석 방법", 한국철도학회 논문집, 제12권, 제2호, pp. 291-301, 4월, 2009.

- [9] 김여근, “메타 휴리스틱”, 영지문화사, pp. 125-150, 9월, 1997.
- [10] Abdullah Konak, “Multi-objective optimization using genetic algorithm: A tutorial”, Reliability Engineering and System Safety, Vol.91, pp. 992-1007, September, 2006.
- [11] 이원철, “다목적 최적화를 위한 Goal-Pareto 기반의 NSGA-II 알고리즘”, 한국통신학회논문지, 제32권, 제11호, pp. 1079-1085, 11월, 2007.
- [12] Felix T.S.Chan, “A hybrid genetic algorithm for production and distribution”, Omega, Vol.33, pp. 345-355, August, 2005.
- [13] V.K. Banga, “Simulation of Robotic Arm using Genetic Algorithm & AHP”, International Journal of Computer Systems Science and Engineering, pp. 93-98, 2007.
- [14] Xuesong Guan, “Machining scheme selection of digital manufacturing based on genetic algorithm and AHP”, Journal of Intelligent Manufacturing, Vol.20, pp. 661-669, 2009.
- [15] 엄인섭, “설계 변수 선택을 위한 시뮬레이션 기반 최적화”, 한국시뮬레이션학회 논문지, 제16권, 제2호, pp. 45-54, 6월, 2007.
- [16] D.C. Montgomery, “Design and analysis of experiments”, J. Wiley : New York, 1997.
- [17] 박성현, “현대실협계획법”, 민영사, pp. 453-457, 3월, 2006.
- [18] 이선우, “ANP를 이용한 ITS서비스의 우선순위 분석”, 대한토목학회 논문지, 제25권, 제4D호, pp. 549-554, 7월, 2005.
- [19] 최명서, “퍼지와 ANP를 활용한 군 시설 이전 적지 선정요인 평가”, 고려대학교 석사학위논문, pp. 18-20, 12월, 2007.
- [20] 이태희, “AHP와 ANP의 결합을 통한 합리적 예측모델구축”, 한국경영과학회 학술대회논문집, pp. 229-232, 1월, 1997.
- [21] Applied Materials, “AutoMod Manual 12.2.1”.
- [22] 강정윤, “시뮬레이션과 메타 모델을 이용한 자동 물류 센터 설계 최적화”, 한국시뮬레이션 학회지, 제15권, 제5호, pp. 103-114, 9월, 2006.
- [23] 김일용, “두개의 목적함수를 가지는 다목적 최적설계를 위한 적응 가중치법에 대한 연구”, 한국정밀공학회지, 제21권, 제9호, pp. 149-157, 9월, 2004.
- [24] Insup Um, “The Simulation Design and Analysis of a Flexible Manufacturing System with Automated Guided Vehicle System”, Journal of Manufacturing System, Vol.28, pp. 115-122, December 2009.

김 우 균(Woo-Kyun Kim)

[준회원]



- 2008년 2월 : 아주대학교 산업정보시스템공학 학사
- 2009년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 정보경영공학과 석사과정

<관심분야>

Discrete Event Simulation, MCDM, Data Mining

김 연 진(Youn-Jin Kim)

[정회원]



- 2003년 2월 : 시립인천대학교 경영학 학사
- 2005년 8월 : 고려대학교 산업시스템정보공학 석사
- 2008년 3월 : 고려대학교 정보경영공학과 박사과정

<관심분야>

Discrete Event Simulation, MCDM, Data Mining, SCM

이 흥 철(Hong-Chul Lee)

[정회원]



- 1983년 2월 : 고려대학교 산업공학 학사
- 1988년 2월 : Univ. of Texas 산업공학 석사
- 1993년 2월 : Texas A.M. Univ. 산업공학 박사
- 1996년 3월 ~ 현재 : 고려대학교 정보경영공학과 교수

<관심분야>

SCM, 생산 및 물류 정보시스템, PLM