2005 한국경영과학회/대한산업공학회 춘계공동학술대회
2005년 5월 13일 ~ 14일, 충북대학교

신경망 기반 적응적 일정계획 지원 시뮬레이터 Framework 연구

A study of Neural Network based adaptive scheduling supporting Simulator framework

김철환*, 정인성*, Devinder thapa*, 왕지남**

* 아주대학교 산업정보시스템공학과
** 아주대학교 산업정보시스템공학과 교수

ABSTRACT

현재 기업에서는 생산 효율을 극대화시키기 위하여 많은 비용을 투자하여 Package형태의
솔루션(S/W)을 도입하고 있다. 그러나 솔루션들은 그 특성상 기업특성을 생산 일정계획 수립에 충분히 반영하지 못하고 있어 실제 도입 후에 사용에 어려움이 겪고 있으며 일부 기업에서는 생산일정 전문가를 통하여 재생산계획을 수립하고 있다. 본 연구는 상용화 되고 있는 솔루션에서 제시된 생산일정을 생산일정 전문가가 회사의 특성을 고려하여 재생산일정을 수립하는 단계에 대한 사용자의 패턴을 추출 후 신경망을 통하여 패턴을 학습하여 재생산일정 수립 시 소요되는 시간을 최소화 시키며 기업의 특성을 반영하는 적응적 일정계획 지원 시뮬레이터의Framework을 제시하고자 한다.

1. Introduction

생산계획과 생산 스케쥴링은 제조 기업에 있어서 생산현장 뿐만 아니라 원자재 구매 및 완제품 공급 부분에까지 영향을 미치는 중요한 의사결정사항이다. 생산계획(Production Planning)은 계획기간 내의 각 단위기간 별 제품 생산량과 인원 및 노동량 결정, 중장기 생산계획 및 중단기 생산계획의 수립을 목표로 한다. 생산 스케쥴링(Production Scheduling)은 생산계획이 결정된 상황에서의 공장 내의 생산설비 단위별 작업 일정계획 수립을 목표로 한다. 이러한 생산계획 및 생산 스케쥴링의 결과에 따라 기업의 제조/공급 활동에 의해 발생되는 비용이 결정되므로 보다 최적화된 생산계획 및 생산 스케쥴링의 수립이 필수적이다.

최근 들어 여러 기업들이 보다 효과적이며 효율적인 생산계획 및 스케쥴링을 위하여 APS (Advanced Planning and Scheduling)라는 새로운 생산관리 시스템의 구축을 계획하고 있다. APS란 기업의 생산성과 재고 및 생산비용을 체계적이고 효율적으로 관리할 수 있도록 하는 자동화된 의사결정도구(Decision Support Tool)로, 최근에 생산계획 및 생산 스케쥴링 분야에서의 주요 이슈로 떠오르고 있다. APS는 생산용량(Capacity)과 병목공정(Bottleneck)의 관리에 주로 초점을 맞추고 있으며, 자동화된 온라인(On-line) 생산계획 프로세스(Process)를 지원한다. 그러나 현재까지 완성도 높은 APS 솔루션은 없다고 할 수 있는 상황이다. 따라서 산업 현장의 실제 생산계획 및 생산 스케쥴링 문제를 학문적이고 동시에 실무적인 접근 방법을 통해 솔루션을 제시할 수 있는 연구활동이 필수적이라 하겠다. 본 연구는 현재 기업에서 도입하여 사용하고 있는 Scheduling Package 소프트웨어의 결과인 생산일정계획을 각 회사에 맞도록 Customize 시켜 새롭게 생산일정을 수립할 수 있는 Heuristic Re-Scheduling 엔진 개발과 Re-Scheduling 상용화 Package를 개발하는데 주목적이 있다. 즉 기존에 사용하고 있는 방법인 Scheduling Package의 생산일정을 기업의 전문 Scheduler가 수정하여 새로운 생산일정을 수립하는 과정에서 기업의 전문 Scheduler가 요구하는 패턴을 자가 분석하고 자가 인식하는 Reinforcement Learning Process를 이용한 지능형 Agent기반의 시스템 엔진이다. 이 엔진은 자동적으로 패턴을 인식하는 능력과 스스로 학습(Self-Growing) 할 수 있는 능력을 가지고 있으며 이를 통하여 현 상황에 맞는 최적의 일정계획을 수립하게 된다. 본 연구에서는 위에서 제시한 사용자의 Heuristic 패턴을 인지하여 기존의 시스템의 성능을 향상시킬 수 있는 Re-scheduling이 가능한 엔진의 Framework을 제시하고자 한다.

2. 생산일정에 대한 기업의 문제점

2.1 대기업의 일정계획

대기업은 현재 업무가 대부분 표준화 되어 있으며 또한 다양한 현장의 경험과 노하우를 가지고 있다. 물론 기업마다의 특색에 따라 차이는 있을 수 있으나 일반적으로는 초기에 솔루션을 도입한 후 결과에 만족하지 못하였으며 그 후 생산일정전문가와 함께 Scheduling시스템을 개발하여 사용하고 있다.

2.2 Vender의 일정계획 수립

대기업의 1~2차 Vender의 경우는 대기업과 같이 업무 프로세스가 대부분 표준화되어 있다. 그러나 실제 완벽한 Real time Monitoring이 불가능하여 데이터 간의 GAP이 존재 하므로 Package형태의 소프트웨어를 적용하는 데는 많은 문제점을 가지고 있다. 따라서 일부기업들은 Package형태의 소프트웨어를 도입한 후 그 결과를 이용하여 경험이 많은 생산일정 전문가가 수정을 하여 사용하고 있다.

2.3 중소기업의 일정계획 수립

일반적으로 기업의 업무형태와 비즈니스의 형태가 상당히 상이하며 생산일정 S/W package를 도입하는 데는 상당한 부담을 느낀다. 또한 대부분이 생산라인 형태가 반자동화 형태의 설비라인으로 구축되어 있기 때문에 실시간 모니터링에 상당한 어려움을 느끼고 있으며 S/W를 도입한다 하여도 사용하는 데는 큰 어려움이 있다. 때문에 일반적인 중소기업에서는 생산일정전문가 혹은 경험이 많은 관리자가 직접적으로 생산일정을 계획하거나 혹은 시시각각으로 변화하는 상황에 따라 생산일정계획을 수립하고 있다.

3. 휴리스틱 일정계획 지원 시스템 Framework

현재 기업에서 자동화 및 특화된 형태의 일정계획 알고리즘을 상당히 필요로 하여 여러 형태의 Package 솔루션을 도입하였다. 그러나 Package시스템의 결과와 실제 적용결과의 내용이 상이한 경우 생산일정 전문가들이 적지 않은 시간을 소모해가며 직접 조정을 해야 한다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 신경망을 이용한 Agent기반 휴리스틱 일정계획 지원 시스템 엔진 Framework을 제시하여 전문 스케줄러(사용자)의 경험적인 지식을 반영한 Agent기반 휴리스틱 일정계획 지원 시스템 엔진을 이용하여 새로운 일정계획을 수립하고자 한다.

3.1 시스템 Framework

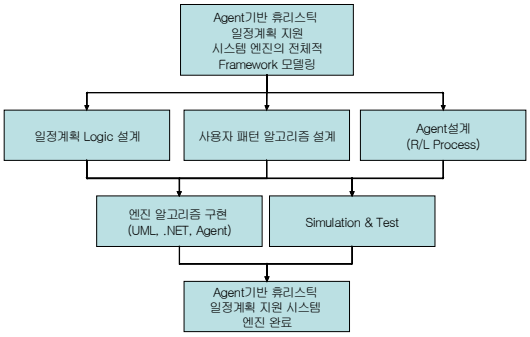

그림 1. 휴리스틱 일정계획 지원 시스템 전체 모형도

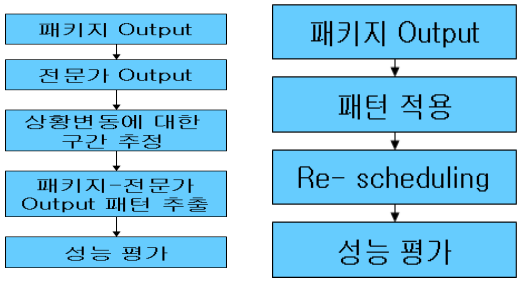

그림 2. 사용자 패턴 추출 알고리즘 단계

3.1.1 스케줄링 S/W를 이용한 데이터 수집

데이터 수집은 기존에 사용 중 혹은 사용가능한 스케줄링 S/W에서 제시한 생산일정과 관련된 데이터를 수집한다.

3.1.2 전문스케줄러의 조정

기업 내 생산일정 전문가는 S/W를 이용한 Output 데이터를 회사의 실정과 현실에 맞게 수정을 한다.

3.1.3 상황변동에 대한 구간 추정 모델 생성

기업 내 실적데이터를 이용하여 변화되는 시점을 감지하여 모델의 패턴의 변화 시점을 감지하기위하여 Hybrid Two-Phase Approach using M-K-M / M-K-C 매핑 모델 [1] 을 이용하여 비선형적이고 일정치 않은 구조의 데이터 모델의 변화 시점을 감지한다.

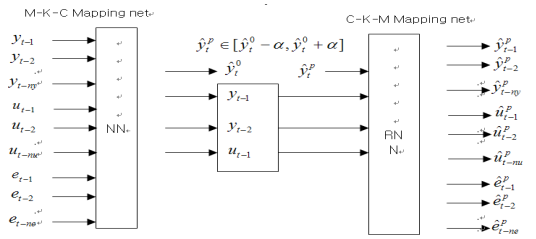

그림 3. Block Diagram of M-K-C and C-K-M Mapping Neural Network

Step 0: 주어진 학습 데이터를 이용해 M-K-C / C-K-M 망을 학습시킨다. 그림 2에서 보이듯이 1-M-K 망은 M-K-1 망과는 입력과 출력이 서로 반대이다.

Step 1: 알려져 있지 않은 입력 It에 대하여, M-K-1

망은 $\hat{Y}_t^0$ 을 추정한다.

Step 2: $\hat{Y}_t^0$의 추정된 범위에 의해 $\hat{Y}_t^p$이 가능해를 찾는다. 가능해는 $\hat{Y}_t^p \in [\hat{Y}_t - \alpha, \hat{Y}_t + \alpha]$의 범위를 만족한다.

Step 3: 1-K-M 망을 이용하여 M-K-1에 사용된 입력 벡터에 가장 근접한 (유클리안 거리가 가장 짧은) $\hat{Y}_t^*$를 찾는다.

Step 4: 예측을 통하여 모델의 형태에서 변화되는 시점을 감지한다.

Step 5: 모델에 대한 시작 시점과 종료시점을 구간으로 설정하고 데이터를 수집한다.

3.1.4 Neural Net을 이용한 사용자 패턴 학습

본 단계에서는 신경망(Back propagation)을 이용하여 모델링을 하였으며 Input벡터는(S/W에서 제시한 일정) Target(사용자 조정 일정)으로 설정한 후 learning factor를 조절한다.

```
if(receive context)
{
        Make input pattern using the context
Recall the output for the input pattern
Make target pattern using the output
Provide service
if(user's dissatisfaction)
{
Observe the user's activity
Make target pattern using the activity
        }
        Learning with the target pattern
}
```

Forward방향으로는 우선순위가 설정되어 있는 Package S/W에서 제시한 일정관리 값과 새로운 조정 일정관리의 차이를 확인하게 되며 그 사이의 Process인 Weight를 설정하게 되고 Backward를 통하여 Weight의 오류를 반복적으로 수정하며 학습하게 된다.

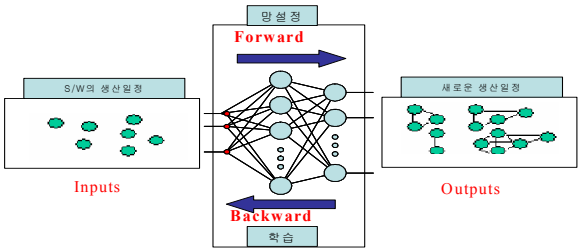

그림 4. 전문가의 패턴 분석을 위한 신경망 모델 구조

3.1.5 시스템 테스트 및 사용자 재조정

학습을 마친 후 학습률을 확인하기 위하여 새로운 데이터를 이용하여 전체적인 프로세스를 재실행한 후 그 결과를 기준으로 생산일정 전문가가 재조정을 한다.

3.2 Agent기반 Knowledge based DB 모델링

본 단계에서 Neural Net을 적용하여 얻은 사용자의 경험을 Model로 표현하기 위하여 필요한 지식데이터를 Agent를 이용하여 구성하였다. 클라이언트에서 필요한 지식 데이터 정보를 서버에 요청하게 되면 Pre-Process를 거쳐 Data Object로부터 Meta데이터를 추출하여 클라이언트에 필요한 Meta 데이터를 제공하게 된다. 이때 Meta데이터란 Agent기반 휴리스틱 일정계획 지원 시스템의 주요 모듈인 사용자 패턴인식 Rule을 모형화를 시키는데 필요한 핵심 데이터이다. 이 데이터를 이용하여 클라이언트에서는 사용자의 패턴을 Rule을 기본으로 모형화를 시키게 되며 이때 사용된 데이터를 새롭게 통합하여 서버에 Feedback시키게 된다.

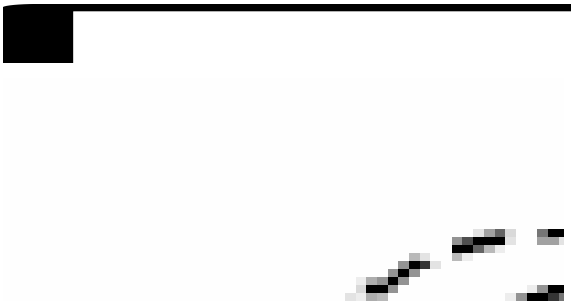

그림 5. Agent기반 Knowledge based 데이터 및 정보의 흐름도

2.3 지식기반 프로세스 엔진 모델링

본 연구에서는 지도학습(Neural Net)을 통한 사용자의 패턴을 인식하고 스스로 학습이 가능한 지능형 프로세스를 설계하고자 한다. 이 연구를 통하여 Agent에서는 현 상황에 맞는 최선의 대안책을 제시하게 된다.

그림 6. 지식 기반 시스템의 구조

3.3.1 Agent의 Inference & Proposition 설계

Agent Inference는 논리적인 추론이 옳은 결론을 내리는데 필요하며 본 연구에서는 정 방향 추론과 역 방향 추론을 합께 사용하는 복합적 추론 방식으로 설계하고자 한다. 정 방향 추론이란 (Forward

Chaining) 우리가 사용하게 되는 데이터 중심을 기준으로 추론 (Data Driven Inference)하는 방식이며 역방향 추론 (Backward Chaining)이란 우리가 사용할 Goal based Agent에 필요한 목표 중심의 추론 (Goal Driven Inference)이다. 그러나 본 연구에서는 사용자의 경험적인 요소와 지식적인 요소를 조합하여 사용자의 패턴을 이용하고자 하여 복합적 추론 (Mixed Inference)을 이용하여 모델링 하고자 한다.

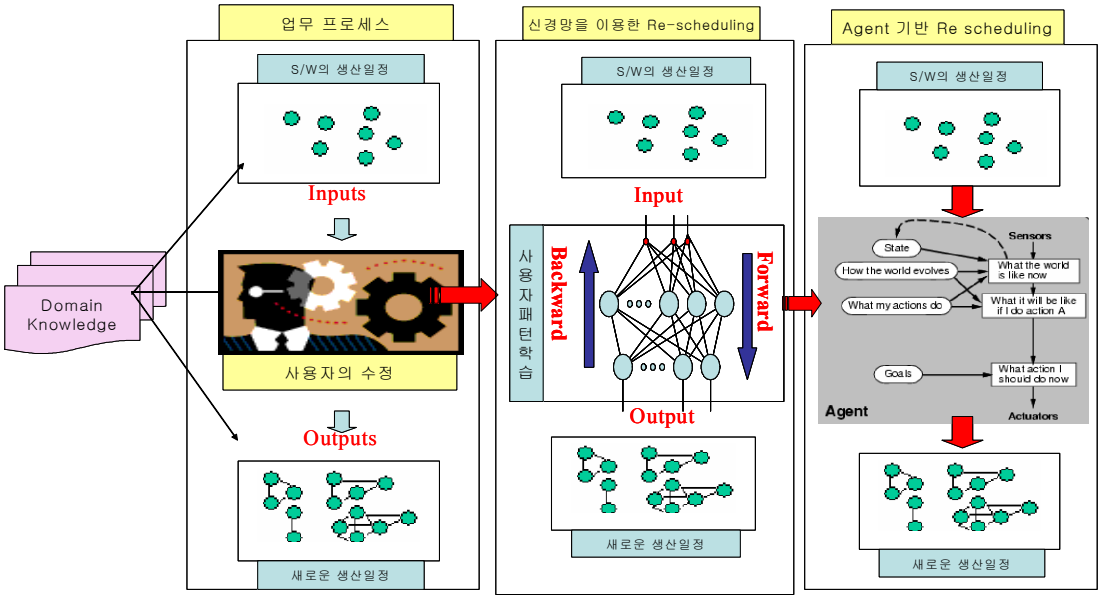

그림 8 생산일정 PROCESS의 변화

3.3.2 Agent간 관계 & Protocol 설정

본 연구에서는 여러 Agent가 함께 모델링 및 구현되게 되며 이때 각각의 Agent는 그마다의 역할이 서로 다르게 되어 그 관계를 설정해주어야 하며 각 Agent마다 Messaging이 가능하도록 프로토콜을 설정해주어야 한다.

3.3.3 Model 기반의 학습 Agent 모델링 및 구현

본 연구에서는 사용자 패턴인식을 통하여 제시된 Rule기반의 모델을 학습하는 Agent를 모델링하고 구현하게 된다. 그림 ?에서 제시한 Agent는 모델링 및 개발에 필요한 단계별 Agent의 진행도이며 최초 제시한 Simple Agent를 시작 기점으로 사용자의 패턴을 추출하여 모델과 새로운 데이터를 비교하는 Model Agent 그리고 목표를 지향적으로 학습하는 Learning Agent로 성장하게 된다.

그림 7. Agent의 단계별 발전 진행도

가장 처음 적용하게 될 Simple Agent(그림 9-A)는 자신의 지식베이스에 인지된 상태와 정확히 일치하는 반응만을 수행하기 때문에 조건부-결론부 관계규칙의 관계가 명확해야 하므로 상대적으로 활용의 범위가 작다고 볼 수 있다. 그러나 이를 기반으로 하여 생성된는 Model 기반 Agent(그림 9-B)는 인지된 상태의 범위에 관한 내부지식을 계속적으로 기억하고 있는 에이전트이다. 즉, 인지된 상태가 지식베이스의

조건부와 정확히 일치하는 것이 없더라도 인지된 상태의 범위로 부터 유사한 결론을 찾아낼 수 있다. 이러한 장점을 이용하여 목표지향적인 Goal Based Agent(그림 9-C)를 구현하게 되며 이는 인지에 대한 반응이 목표가
주어졌을 경우보다 정확히 수행된다는 것을 기본전제로 하는 에이전트로 주로 탐색, 계획 문제 등에 많이 적용되는 에이전트라 할 수 있다.

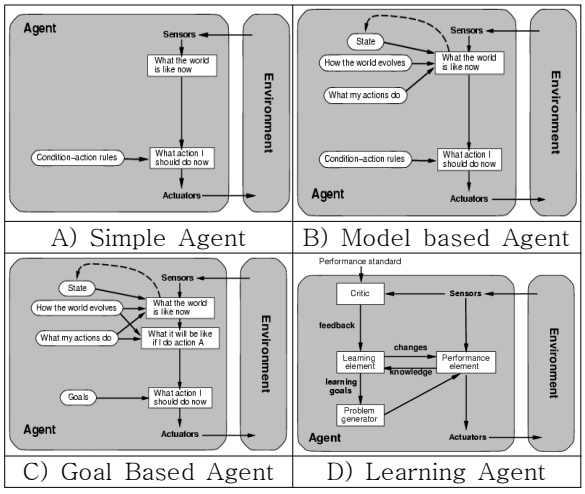

그림 9. 스케줄링에 사용될 Agent

그러나 수행해야 하는 목표를 선택해야 하는 경우 발생하는 문제점이 발생하므로 추후 사용자가 조정하는 수정패턴을 재추출하여 학습할 예정이며 이때 자율학습을 하기 위하여 Reinforcement Learning

Process를 사용하고자 한다.

3.4 스케줄링에 대한 시뮬레이터 개발

본 연구에서는 스케줄링을 통하여 나온 결과를 통하여 제시된 결과를 Agent기반 휴리스틱 일정계획 지원 시스템의 엔진에 적용하였을 때 예상되는 결과를 시뮬레이터를 개발하는 연구이다. 본 연구를 통하여 실제 구현하고자하는 상용 Package S/W의 적용 결과를 확인 할 수 있다.

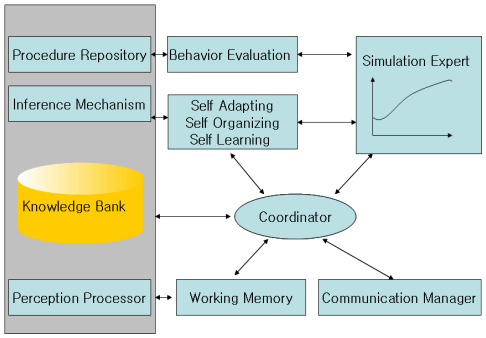

그림 10 시뮬레이터 구조도

4. 기대 효과

본 논문에서 제시하는 스케줄링 프레임웍은 전문가의 경험을 어떠한 해석에 의존하기보다 패턴자체를 인식하기 때문에 전문가의 경험을 세부적으로 스케줄링에 적용할 수 있다. 이를 통해 기존 스케줄링 시스템과 현장에서 사용하는 일정 계획 간의 괴리를 줄일 수 있을 것으로 보인다.또한 기업적 측면에서는 기존 스케줄링 패키지의 결과를 이용한다는 측면에서 적용상에 큰 이점이 있을 것으로 예상된다.

전문가의 패턴을 인식하고 적용하는 과정은 비단 생산 스케줄링 시스템뿐만 아니라 그동안 전문가의 경험에 크게 의존했던 산업 및 분야에 폭넓게 적용이 가능할 것으로 보인다.

5. Conclusion & Further study

본 연구에서 제시하고자 하는 결과물은 대·중·경 기업이 생산일정을 수립할 때 기존에 사용중인 혹은 앞으로 도입하게 될 생산일정 Package를 이용하여 먼저 생산일정을 계획하게 되고 그 후 기업에서 경험이 많은 전문 스케줄러가 조정을 하게 되며 이때 전문 스케줄러의 사용자 패턴을 분석하고 인식한 후 새로운 생산일정을 도출하게 된다. 최초 본 연구 결과물을 기업에 도입 하였을 경우에는 기업에 대한 전문 스케줄러의 경험을 Agent기반 휴리스틱 일정계획 지원 시스템에서 가지고 있지 않으므로 전문스케줄러가 조정을 해야 하는 기존의 방식과 동일한 결과를 가져올 수 있다. 그러나 그 수행이 반복적 수행의 횟수가 증가하게 되면서 Agent기반 휴리스틱 일정계획 지원 시스템은 사용자의 패턴을 점차 학습하며 이를 기반으로 Package에서 제시한 생산일정으로부터 전문 스케줄러가 없이도 자동적으로 기업 생산일정 계획을 수립하게 된다. 이는 기업적인 측면에서 보면 기존의 시스템과는 다르게 자 회사에 맞는 스케줄링 시스템을 갖출 수 있어 경제적인 효과를 누릴 수 있으며 또한 스케줄러의 측면에서 보면 기존의 방식과는 다르게 복잡한 생산일정을 수립해야 하는 경우 자신의 노하우를 Agent기반 휴리스틱 일정계획 지원 시스템이 갖추고 있기 때문에 보다 신뢰할 수 있으며 또한 생산계획 수립에 대한 시간을 감소시키는 효과를 가져 오게된다. 뿐만 아니라 이 시스템은 KPI중심으로 설계되었으므로 사용자가 자신이 원하는 요소를 중심으로 설정이 가능하다.

6 Reference

[1] 노인규, 조철형 “유연생산시스템에서의 실시간 혼합 일정계획 알고리듬 ”, 산업공학회지, vol. 25, 1999년, 369-381.
[2] 송희석, “시뮬레이션을 활용한 제조 시스템 분석 방법”, 2권 2호, IE 매거진. 1995년, 44-48 .
[3] 신인화, “시간연구를 적용한 공정개선 및 소프트웨어 개발”, 아주대학교 석사학위 논문, 2000년, 3-48.
[4] 심재호, “재고소진 기준법을 이용한 생산스케쥴에 관한 연구”, 인하대학교 대학원, 1988, 16-44.
[5] 안상형, “작업준비시간을 고려한 총작업 완료시간 최소화 해법에 대한 연구”, 경영과학회지, 12권 2호, 1995년, 13-35 .
[6] 이순구, 이영훈, “주문생산 방식하에서 ERP를 응용한 일정계획 수립 사례 연구”, 산업공학회지, No. 12-3, 1999년, 424-426.
[7] Bengu, G., " A simulation-based scheduler for flexible flow lines", International Journal of Production Research, 1994, 159-171.
[8] Kenneth R. Baker, " Introduction to sequencing ad scheduling", Dartmouth College, 2000, 41-156.
[9] Li, Y., Ip, W.H. and Wang, D.W., "Genetic Algorithm Approach to Earliness and Tardiness Production Scheduling and Planning Problem", International Journal of Production Economics, 1998, 175-180.
[10] Reeves, C.R., " A Genetic Algorithm for Flowshop Sequencing", Computers & Operations Research, 1995.