

# 신경회로망과 전문가시스템에 의한 FMC의 지능형 스케줄링

## Intelligent FMC Scheduling Utilizing Neural Network and Expert System

박 승 규, 이 창 훈, 김 유 남, 장 석 호, 우 광 방  
(Seung Kyu Park, Chang Hoon Lee, Yoo Nam Kim, Seok Ho Jang and Kwang Bang Woo)

**Abstract** : In this study, an intelligent scheduling with hybrid architecture, which integrates expert system and neural network, is proposed. Neural network is trained with the data acquired from simulation model of FMC to obtain the knowledge about the relationship between the state of the FMC and its best dispatching rule. Expert system controls the scheduling of FMC by integrating the output of neural network, the states of FMS, and user input. By applying the hybrid system to a scheduling problem, the human knowledge on scheduling and the generation of non-logical knowledge by machine learning, can be processed in one scheduler. The computer simulation shows that comparing with MST(Minimum Slack Time), there is a little increment in tardness, 5% growth in flow time. And at breakdown, tardness is not increased by expert system comparing with EDD(Earliest Due Date).

**Keywords** : flexible manufacturing cell(FMC), intelligent scheduling, dynamic scheduling, hybrid system

### I. 서론

산업 사회의 발달과 함께 소량 생산과 다양한 모델의 수요 그리고 잦은 모델 변경에 대응하기 위해 보다 발전된 생산 시스템의 구조가 제안 또는 구현되고 있다. 그중 하나인 FMC(Flexible Manufacturing Cell)은 제조 또는 공정작업을 수행하기 위하여 집합된 장비들의 그룹인 셀에 유연성을 부여한 것이다. 즉, FMC는 유연성을 가진 셀 또는 셀의 그룹을 컴퓨터로 제어하여 다품종 소량생산이 효율적으로 수행되도록 하는 일종의 통합 시스템 형태라 할 수 있다. 그러나 FMC의 스케줄링은 셀이 갖는 유연성 즉, 다중 작업의 특성과 동적으로 변화하는 상태에서 연유되는 수많은 대안들로 인해 해석적인 방법으로는 해결이 매우 힘든 문제로 알려져 있다. 또한 기계 고장 등과 같은 요인들로 인해 문제는 더욱 복잡해진다. 이와같은 이유로 전문가시스템을 사용하여 실시간으로 시스템의 상태에 따라 최적의 휴리스틱을 적용시키는 기법이 제안 되었다[3][10]. 그러나 이방법은 인간 전문가의 지식이 필요하다는 것과 인간의 지식이 모두 IF, THEN 구조로는 표현될 수 없다는 단점이 있다. 최근에는 시뮬레이션과 학습기법을 도입하여 스케줄링에 적용하는 연구가 진행되고 있다[1][2]. 이 방법은 주로 패턴 인식에 사용되는 연역학습기법을 사용하여 시뮬레이션을 통해 지식을 추출한 후 동적 스케줄링에 적용하는 방법이다. 그러나 이러한 방법은 학습 기법으로 도입된 알고리즘이 비선형적인 분포를 가지는 패턴을 인식하기 어려우며, 전문가시스템을 포기하고 모든 규칙을 학습을 통해 얻으려 하므로 인간에 의해 이미 알려진 여러 가지 스케줄링에 관한 논리적인 지식을 처리할 수 없다.

본 연구에서는 FMC의 스케줄링 문제를 해결하기 위하여 전문가시스템과 신경회로망을 결합한 하이브리드 시스템을 도입하였다. 신경회로망은 전문가시스템의 전처리기로 동작하여 논리적으로는 나타내기 어려운 시스템의 상태와 최적 적재 규칙의 관계를 학습하여 전문가시스템이 추론을 할 때에 중요한 정보를 제공한다. 전문가시스템은 스케줄링의 기본적인 흐름을 제어하고 고장이나 긴급주문과 같이 논리적인 대처능력이 필요할 때에 사용된다. 신경회로망의 학습능력과 전문가시스템의 논리적인 면을 결합함으로써 보다 유연한 스케줄링 기법을 제시 하였다.

### II. 유연생산셀의 동적 스케줄링

#### 1. 유연생산셀(flexible manufacturing cell)

유연생산셀(FMC)이란 기계공구와 자재 이송 장치가 유기적인 연관을 맺는 하나의 집합체를 구성하여 컴퓨터에 의해 제어되는 생산시스템의 한 형태이다. 현재 컨베이어 벨트와 전용기계로 이루어진 플로우 샵 형태의 생산시스템이 대량으로 물품을 생산하는데 적합하여 널리 사용되고 있다. 그러나 이러한 시스템은 하나의 기계가 고장나면 그로 인하여 같은 생산라인에 있는 모든 기계의 운용이 중단되는 등 그 파급효과가 너무나 크고 또한 다양한 종류의 물품을 생산하기에는 부적합하다는 단점이 있다. 그러한 단점을 보완하기 위하여 제안된 FMC는 다기능 기계와 자재 이송장치를 사용하여 다품종 소량 생산에 적합하다. 즉, 하나의 FMC에는 같은 작업을 할 수 있는 공구가 여러개 있으므로 하나의 기계가 고장난다 하더라도 그 고장난 기계가 수행해야 할 일을 다른 기계들이 분담하여 처리할 수 있다. 또한 파트의 가공경로를 쉽게 바꿀 수 있고 전체 작업 수행이 컴퓨터에 의해 제어되므로 여러 가지 종류의 물품을 하나의 작업단위인 FMC에서 생산할 수 있으며 생산 품종의 변환이 비교적

접수일자 : 1997. 11. 18., 수정완료 : 1998. 7. 3.

박승규 : 삼성 SDS 주식회사

이창훈, 김유남 : 한라대학교 전기공학부

장석호, 우광방 : 연세대학교 기계전자공학부 전기공학전공

용이하다.

2. 유연생산선의 동적 스케줄링

FMC의 스케줄링 문제는 대부분에 있어서 문제의 크기가 지수적으로 증가하는 NP 클래스에 속하는 난해성을 갖는다[3]. 이는 FMC를 구성하는 기계들의 유연성으로 인한 가공경로의 복잡성에 기인하는 것으로 기계가 한 대만 늘더라도 작성가능한 스케줄링 대안의 수가 엄청나게 증가하게 된다. 때문에 수학적인 최적화 기법을 사용하여 스케줄링을 하는 것에는 시간에 따라 변동요소가 많은 FMC에서는 많은 어려움이 따르게 된다.

이러한 난점등으로 인해 생산현장에서는 인간전문가에 의한 스케줄링이 행해지고 있었다. 이들이 스케줄링을 하면서 경험적으로 획득한 지식을 휴리스틱이라 하며 이러한 휴리스틱들은 비교적 간단한 규칙의 형태로 표현된다. 이것들은 비록 최적 스케줄을 생성해 내지는 못하지만 스케줄에 걸리는 시간이 아주 짧다는 장점이 있다. 이러한 장점을 살려서 비교적 최근에는 기본적으로 계산 시간에서 부담이 많은 최적화 기법보다는 우선 적용이 용이한 휴리스틱들을 이용하여 스케줄링 문제를 해결하는 방식의 연구가 수행되고 있다.

기존의 휴리스틱이 안고 있는 가장 큰 문제는 생산시스템의 상태에 따라 그 성능이 가변한다는 것이다. 예를 들어 일반적인 FMC에서 성능지표를 생산량으로 잡으면 보통의 경우에는 SPT라는 휴리스틱을 사용하는 것이 좋지만 시스템의 상태에 따라 다른 휴리스틱을 사용하는 것이 더 좋을 때가 있다. 이러한 점에 착안해서 나온 스케줄링 방법이 동적 스케줄링이다. 이 기법은 생산시스템의 상태를 입력으로 받아들여 그 상태에서부터 최적의 휴리스틱을 선정하고 이렇게 선정된 휴리스틱으로 스케줄링을 하는 기법이다. 그림 1에 그 전체적인 개요도가 보여져있다.

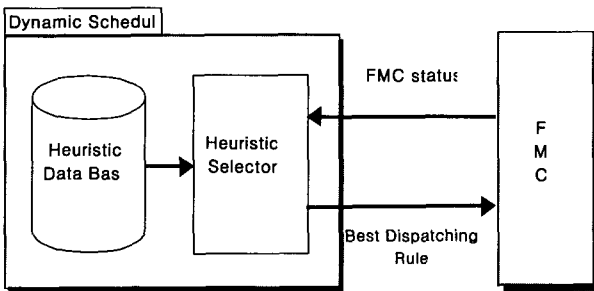


그림 1. 동적 스케줄링의 블록선도.

Fig. 1. Block diagram of dynamic scheduling.

위의 그림에서와 같이 동적 스케줄링에는 시스템의 상태를 입력으로 받아 최적의 휴리스틱을 선택하는 기능을 수행하는 '휴리스틱 선택기'의 존재가 필수적임을 알수 있다.

III. 하이브리드 시스템

1. 전문가시스템

전문가시스템은 인간 전문가의 지식과 생각하는 방식

을 컴퓨터상에 구현하여 전문적인 지식이 필요한 제안된 범위내의 문제를 해결하는 것이다. 기본적으로 인간의 지식은 규칙과 사실로 표현될 수 있다고 생각하여 규칙 베이스에는 일반적인 지식을, 사실베이스에는 구체적인 사실을 입력한다. 규칙은 다시 전제부(premise)와 결론부(conclusion)으로 나뉜다

규칙은 IF, THEN 구조로 표현되며 입력된 사실들로부터 새로운 사실을 끌어내는 과정을 추론이라 한다. 추론의 종류에는 전향추론과 후향추론이 있다. 전향추론은 사실베이스가 갱신되면 규칙베이스의 모든 규칙들을 검증하여 새로운 사실을 사실베이스에 갱신하는 것이다.

후향추론은 사용자가 질문한 내용의 진위를 알아내는 것이다. 사용자의 질문을 받으면 전문가시스템은 규칙의 결론부를 검색하여 그 규칙이 사용자가 물어본 내용의 결론을 내리면 그 규칙의 전제부를 검사한다. 이 검사는 사실베이스를 검색해서 수행되며 만일 전제부에 해당하는 사실이 사실베이스에 없으면 그 사실은 다시 다른 규칙의 결론부분을 검색하여 앞서와 같은 메카니즘으로 그 사실의 진위를 가린다.

2. 역전파 알고리즘을 이용한 신경회로망

신경회로망은 병렬성으로 인한 연산속도의 증가와 외란에 강하다는 점, 그리고 학습기능이 있다는 점등으로 널리 사용되고 있다. 본 연구에서는 교사달린 다층구조의 신경회로망을 사용하였다. 학습방법은 현재 가장 널리 쓰이고 있는 역전파 알고리즘을 사용하였다.

역전파 알고리즘은 다층 구조를 갖는 신경회로망의 가중치를 입력과 출력관계가 이미 알려진 데이터에 맞추어 그 값을 조정해 나가는 방법으로 generalized delta rule 을 기본 바탕으로 하고 있다.

3. 전문가시스템과 신경회로망의 결합

앞서에서 간략히 기술한 전문가시스템과 신경회로망은 인공지능 분야에서 가장 성공적인 것들로 평가되어 많은 연구가 이루어지고 있다. 이들의 특성을 알아보면 표 1과 같다.

표에서 알 수 있는 바와 같이 전문가시스템과 신경회로망은 매우 상반된 성질을 지니고 있다. 그러므로 이들이 통합된다면 서로의 단점을 보완해 주면서 보다 강력한 인공지능시스템이 될 수 있다.

표 1. 전문가시스템과 신경회로망의 특성.

Table 1. Characteristics of expert system and neural network.

	전문가시스템	신경회로망
표현양식	심볼릭	산술적
계산형태	연속적	병렬적
지식획득	인간에 의함	자동적
수정의 용이성	쉬움	어려움
수행속도	비교적느림	빠름

IV. 지능형 스케줄링

1. 제안된 지능형 스케줄러

1.1 하이브리드시스템을 이용한 지능형 스케줄러의 구조

본 연구에서 사용된 하이브리드시스템은 tightly coupled model의 일종이라 할 수 있다. 신경회로망의 출력은 전문가시스템의 사실베이스와 연결되어 추론이 필요할때마다 사실이 갱신된다. 기본적인 제어권은 전문가 시스템에 있고 신경회로망은 기초적인 표현으로는 값을 알기 어려운 사실의 값을 생성하기 위하여 사용된다. 스케줄링 요구가 시스템으로부터 들어오면 전문가시스템은 다음에 취할 동작과 적재 규칙의 값을 알아내기 위해 후향 추론을 개시한다. 전체적인 구조도가 그림 2에 나와 있다.

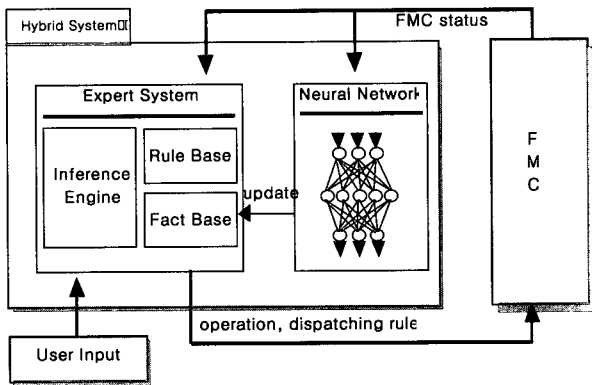


그림 2. 지능형 스케줄러의 구조.  
Fig. 2. Structure of intelligent scheduler.

1.2 하이브리드시스템의 기능

하이브리드시스템의 주요 기능은 스케줄러의 기능을 통괄하는 것으로서 구체적으로는 다음과 같다.

- 1) FMC운용에 필요한 데이터의 관리
  - 셀의 운용에 필요한 각종 시스템 기준데이터들이 관리된다.
  - 시스템관리데이터: 셀의 구조에 관한 정보(기계의수, 각 기계가 처리할 수 있는 작업, 기계의 상태 등). 파트에 관한 정보(필요한 작업수, 작업시간 등).
  - 관리목적에 관한 데이터: 스케줄 성능에 관한정보 (가공시간의 최소화, 대기시간의 최소화, 납기준수 등).
  - 사용자입력정보: 시스템의 출력과는 무관하게 사용자의 필요에 따라 입력되는 정보(사용자 입력은 모든 정보에 우선한다. 즉, 사용자가 SPT로 스케줄링을 요구하면 신경회로망으로부터 최적규칙은 무시되고 SPT가 적재규칙으로 채택된다).
- 2) 스케줄링을 위한 적재규칙의 선정
  - 셀에서 작업해야하는 파트들이 투입되면 하이브리드시스템은 1)에서의 데이터와 투입된 파트들에 관한 정보 그리고 신경회로망의 출력을 입력받아 전문가시스템의 추론을 통해 관리목적의 가장 만족시킬수 있는 파트 투입순서의 결정을 위한 적재규칙을 규칙베이스에서 선정한다.
- 3) FMC운용 중에 발생하는 이산사건에 대한 실시간 대응.

셀의 운용중에 발생하는 각종 돌발상황(기계고장, 유지보수, 긴급주문 등)에 대해 대응할 수 있는 규칙베이스를 구축하여 상황 발생시에 실시간 대처가 가능케 한다.

본 연구에서는 고장이나 기계를 점검하는 때에는 납기일 준수가 좋은 EDD를 적용하도록 하였다. 만약 사용자로부터 입력이 없고 기계나 배치가 정상상태일 경우에는 신경회로망의 출력을 최종 출력으로 내보낸다. 그림 3에 하이브리드시스템이 고려하는 사항들이 나와 있다.

2. FMC의 지능형 스케줄링

전문가시스템과 신경회로망을 결합한 하이브리드시스템은 전문가시스템의 논리성을 근간으로 하면서 논리적으로는 표현하기 어려워 학습이 필요한 부분에만 신경회로망을 적용한 것이다. 이 하이브리드시스템을 스케줄링에 적용한 지능형 스케줄링은 실제 시스템에 적용하기 전에 행하는 학습단계와 학습이 끝난 하이브리드시스템을 실제로 사용하는 운용단계로 나눌 수 있다.

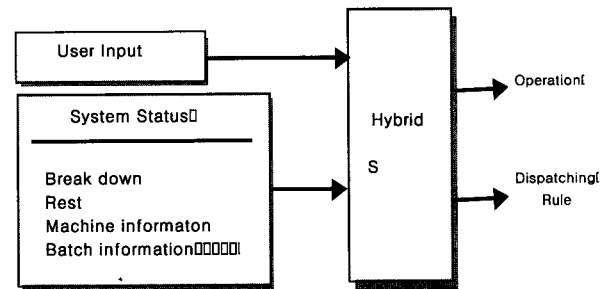


그림 3. 하이브리드 시스템의 고려대상.  
Fig. 3. Consideration object of hybrid system.

2.1 학습단계

하이브리드시스템의 학습은 생산시스템의 상태와 최적 적재규칙들로 구성된 데이터들로부터 신경회로망을 구성하는 것이다. 그 전체적인 구조가 그림 4에 보여져 있다.

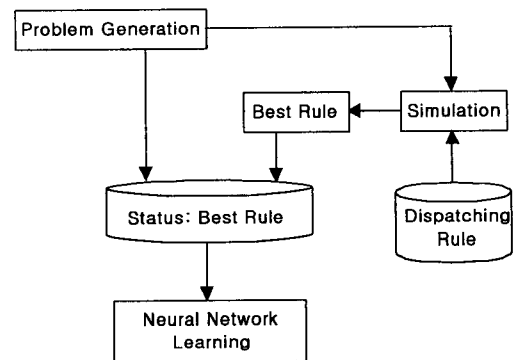


그림 4. 하이브리드 시스템의 학습단계.  
Fig. 4. Learning stage of hybrid system.

1) 모델선정 및 시뮬레이터의 구성

그림 5에 본 연구에서 사용한 FMC모델이 나와있다. 기능을수행하며 각각 3개씩의 공구를 가지고 있다. 배치의 크기는 10이며 로봇의 이동속도 및 기계의 공구교환시간은 그 값이 비교적 작으므로 무시하였다.

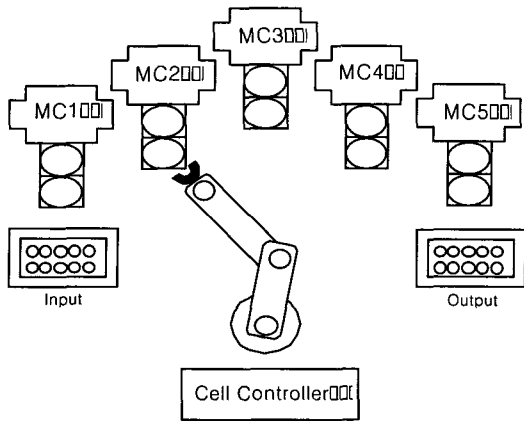


그림 5. FMC 모델.  
Fig. 5. FMC model.

5대의 기계가 셀을 구성하고 있으며 각각의 기계에는 1개의 작업대와 1개의 버퍼가 있다. 모든 기계는 동일한 파트의 종류는 모두 다섯가지이며 하나의 배치를 이루는 파트의 구성과 각각의 납기일은 랜덤하게 발생시켰다. 하나의 배치가 들어오면 셀 컨트롤러는 그때의 FMC 상태를 검사하고 그 상태에서 가장 좋은 적재규칙으로 스케줄링한다. 입력 배치에 있던 10개의 파트가 모두 기계로 투입되면 새로운 배치가 도착한다. 마찬가지로 출력 배치에서는 기계들로부터 가공이 끝난 파트가 놓여지며 파트의 수가 10개가 되면 AGV를 통해 배치가 셀로부터 나간다.

2) 문제의 선정

교사데이터를 얻기 위하여 먼저 배치 하나를 셀 내로 투입한다. 배치 안에 있던 가공품들은 임의의 적재규칙으로 기계로 투입되며 이 작업은 입력 배치가 모두 빌때까지 계속된다. 입력배치가 비게되면 새로운 배치가 투입되고 이때 처음의 배치작업을 수행중인 기계 및 도착한 배치의 상태가 저장된다. 그림 6에 이 과정이 나와있다.

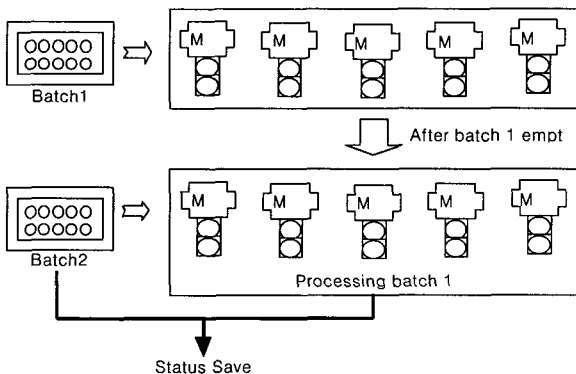


그림 6. 문제의 선정방법.  
Fig. 6. Technique of problem generation.

3) 최적 적재규칙의 도출

각각의 적재규칙을 사용하여 2)단계에서 선정된 문제를 시뮬레이션 한 후 그 중에서 최적의 규칙을 선정한다. 여기서 적재규칙으로는 MST, SPT, EDD를 사용하였고

최적 규칙을 가려내는 성능지표로는 사용자가 정한 한계선 내의 최대지연시간을 지키면서 최소의 체류시간을 생성하는 것이다. 만약 모든 적재 규칙들이 제한 최대지연 시간내에 있으면 평균체류시간이 가장 작은 것을, 모든 적재 규칙들이 제한지연시간보다 크면 가장 최대지연시간이 작은 것을 선택한다. 그림 7에 예가 나와 있다.

	Tard-ness	Flow Time	Tard-ness	Flow Time	Tard-ness	Flow Time	
SPT	4	38	SPT	13	SPT	9	39
MST	0	44	MST	7	MST	4	43
EDD	1	41	EDD	9	EDD	5	41

그림 7. 최적 적재 규칙 선정의 예.

Fig. 7. Example of selection of best dispatching rule.

4) 교사 데이터 생성

2)에서 저장한 FMC의 상태가 3)에서 결정한 최적 선정대안을 쌍으로 하는 교사 데이터를 만든다. FMC의 상태를 나타내는 속성들은 기계의 상태를 나타내는 것 3가지, 입력 배치의 특성을 나타내는 것 3가지, 모두 6가지이다. 표 2에 각각의 속성들이 설명되어 있다.

표 2. 교사데이터를 구성하는 속성.  
Table 2. Attribute consisting teacher data.

분 류	인덱스	속 성
기 계	A	기계 버퍼내에 있는 파트의 총 가공시간
	B	최대 부하율
	C	기계 버퍼내에 있는 파트의 평균 slack
배 치	D	배치내에 있는 파트중 최소 slack
	E	배치내에 있는 파트중 평균 slack
	F	배치내에 있는 파트중 총 slack

\* slack time = 납기일 - 현재시간 - 잔여처리시간

표 2의 속성들을 저장한 FMC의 상태에서부터 추출하고 이때의 최적 적재 규칙을 다음 표 3과 같은 형식으로 생성된다.

표 3. 교사데이터 테이블의 예.  
Table 3. Example of teacher data table.

속성 데이터 번호	A	B	C	D	E	F	최적 적재규칙
1	75.0	0.360	51.000	17.0	73.4	220.0	EDD
2	36.0	0.389	19.857	11.0	57.5	242.0	MST
3	97.0	0.474	58.874	26.0	67.8	178.0	SPT
4	107.0	0.318	37.000	27.0	65.5	184.0	EDD

5) 신경회로망의 학습

표 3과 같이 구축된 데이터를 학습한다. 학습기법으로는 다양한 방법이 사용될 수 있지만 여기서는 일반적으로 널리 사용되는 역전파알고리즘을 이용하였다. 학습

이 완료된 신경회로망은 전문가시스템의 사실과 연결되어 그 출력값이 항상 사실베이스에 등록된다.

2.2 운용단계

학습단계에서 만들어진 신경회로망을 전문가시스템과 결합한 후 규칙베이스를 구축한다. 운용단계에서 스케줄링 과정을 알아보면 다음과 같다.

1) 스케줄링 이벤트의 발생

FMC에서 재 스케줄링을 요구하게 되면 전문가시스템이 구동된다. 스케줄링 이벤트는 새로운 배치의 도착, 기계의 고장등과 같은 사건으로 발생한다.

2) 전문가시스템의 추론

스케줄링 이벤트의 발생으로 구동된 추론은 일반적인 전문가시스템의 후향추론을 행한다. 추론의 궁극적인 목표는 FMC에 다음에 행해야 할 명령을 내리는 것이다. 예를 들어 어떤 적재 규칙을 사용할 것인지, 혹은 고장난 기계의 버퍼를 비우라는 것과 같은 명령이 내려진다. 그러나 이러한 추론 도중에 정확한 사실의 값을 알기 어려운 경우가 있다. 예를 들어 작업장에서 인부들의 노동강도를 정해야하는 추론에서 인부들의 불만도라는 사실을 참조해야 할 때가 있다. 그러나 불만도라는 것은 수식이나 혹은 논리적인 표현으로 정해지기가 어렵고 여러 가지 요소가 복잡한 관계를 맺으며 정해지는 것이다. 단지 알 수 있는 것은 외부요소와 불만도의 쌍으로 이루어진 데이터이다. 이것을 바탕으로 신경회로망을 구성하면 인부들의 불만도라는 값을 알아낼 수 있다. 스케줄링의 문제에도 추론 도중에 시스템의 상태로부터 최적 적재규칙을 알아야 할 필요가 있다. 이 기능을 신경회로망이 담당한다.

3) 신경회로망의 구동

전문가시스템의 추론도중 신경회로망과 관련된 사실을 참조하게 되면 그 사실과 연결된 신경회로망이 구동되어 FMC의 상태로부터 최적 선정 대안을 자신과 연결된 사실의 값으로 하고 전문가시스템은 그 값을 사용하여 추론을 계속한다.

4) 추론의 종결

2), 3)과 같이 전문가시스템과 신경회로망이 융합된 형태로 추론을 계속하여 FMC에게 다음에 취해야 할 명령을 내린다.

V. 시뮬레이션 결과 및 분석

1. 시뮬레이션

1.1 시뮬레이션 데이터

본 연구에서는 5대의 기계들로 구성 FMC를 대상으로 하였다. 5대의 기계는 모두 동일한 기능을 수행한다. 가공해야할 파트의 종류는 모두 5가지로 가공시간과 가공경로가 각각 정해져 있다. 아래 표 4에 파트의 가공시간과 가공경로가 나와있다.

모든 가공품들은 고유의 납기일이 있으며 이것은 45 ~ 135 사이에서 랜덤하게 발생된다. 신경회로망이 선택하는 적재규칙에는 SPT, MSD, EDD가

표 4. 파트의 공구별 가공시간.  
Table 4. Processing time of part.

	a	b	c	d	e
공구 1	3 (1)	5 (3)	8 (2)	10 (0)	12 (0)
공구 2	2 (2)	4 (2)	7 (1)	8 (1)	10 (0)
공구 3	2 (3)	4 (1)	6 (3)	9 (0)	13 (0)

\* ()안에 있는 것은 가공경로

\* (0)은 가공순서가 상관없다는 것임

사용되었다. 본 논문의 목적이 최대지연시간을 최소로 하면서 평균체류시간을 줄이는 것이므로 체류시간을 줄이는데 성능이 뛰어난 SPT와, 지연시간의 최소화에 성능이 뛰어난 MST를 선택하였으며, 이들의 성격을 모두 지닌 EDD도 사용 하였다. 각각의 규칙은 다음과 같이 표현된다.

- SPT :  $Z_{ij} = t_{ij}$

- EDD :  $Z_{ij} = d_i$

- MST :  $Z_{ij} = d_i - p - \sum_{j \in S_i} t_{ij}$

Z : priority index. 작은 값이 우선도를 갖는다.

$d_i$  : i번째 작업의 납기일

p : 현재시각

$S_i$  : i번째 작업이 완료되기 위해서 지나가야할 작업들의 집합

2. 결과

학습 TT를 5로 하고 실제운용에서는 TT를 15로 한 후에 제안한 지능형 스케줄러인 HYBRID와 MST, SPT, EDD를 모두 같은 환경에서 시뮬레이션 해보았다. 100개의 배치를 생산하는 것이 하나의 set가 되고 모두 10개의 set를 검증했다. 그림 8와 9에 그 결과가 나와있다.

먼저 최대지연시간은 SPT가 아주 크고 나머지 규칙들은 5이하에서 비슷하게 존재하고 있음을 알 수 있다. 평균체류시간은 HYBRID를 사용한 것이 SPT를 제외하고는 나머지 규칙보다 성능이 뛰어난 것을 알 수 있다. SPT는 체류시간은 우수하지만 지연시간이 워낙 좋지않아 비교의 대상이 될 수 없다. HYBRID를 사용하면 최대지연시간은 EDD, MST와 거의 비슷하거나 약간 크며 평균체류시간은 EDD와 SPT의 중간 정도에 위치하므로 전반적인 성능향상이 있음을 알 수 있다.

고장이 일어나게 되면 신경회로망은 많은 경우에 틀린 출력을 내보내게 된다. 이런 경우에서 하이브리드시스템 내의 전문가 시스템이 신경회로망의 출력대신에 내장된 규칙으로부터 출력을 내보낸다. 여기서는 고장이 나면 최대지연시간이 크게 영향을 받으므로 EDD를 선정대안으로 출력 하였다. 아래 그림 10에 그 결과가 나와있다. 전문가시스템을 채용한 경우 최대지연시간의 증가가 현저히 완화됨을 알 수 있다.

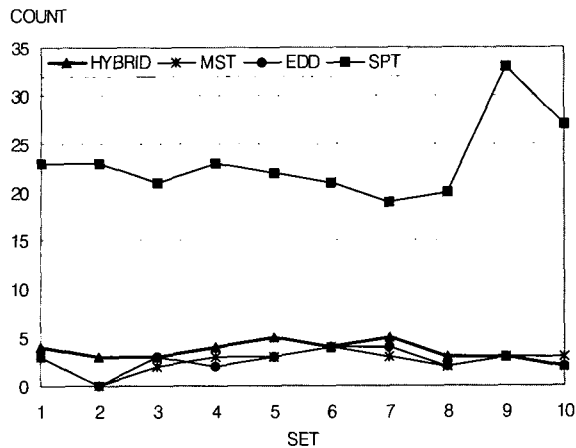


그림 8. 다른 휴리스틱과의 최대지연시간 비교.  
Fig. 8. Comparison of tardiness with the other heuristics.

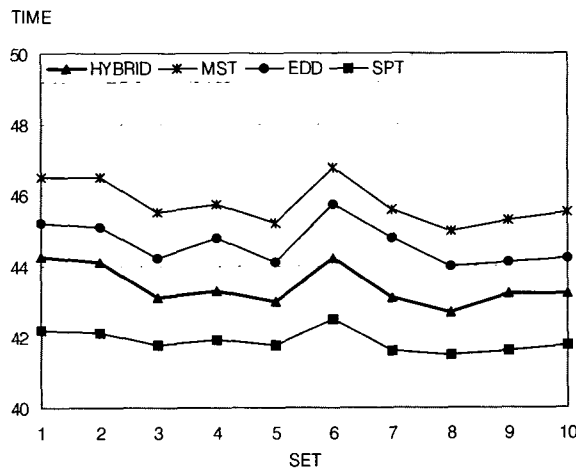


그림 9. 다른 휴리스틱과의 평균체류시간 비교.  
Fig. 9. Comparison of flow time with the other heuristics.

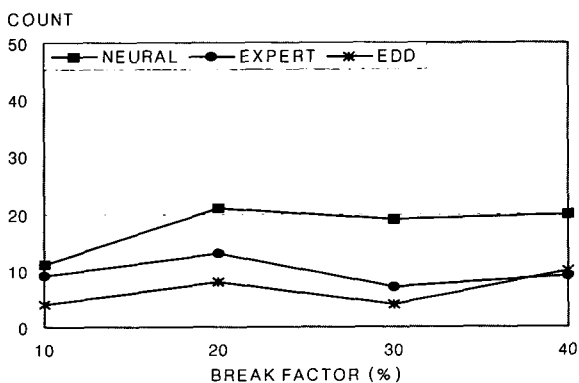


그림 10. 고장 때의 TC변화.  
Fig. 10. Variation of tardiness count at break down.

VI. 결론

본 연구에서는 FMC의 효율적인 스케줄링을 위해 전문가시스템과 신경회로망이 결합한 하이브리드 시스템의

작용을 제안하였다. 스케줄링에는 논리적인 면과 논리로는 쉽게 파악하기 어려운 면이 함께 존재한다. 그러므로 전문가시스템의 논리성을 근간으로 하면서 논리적으로는 쉽게 획득하거나 서술하기 어려운 문제를 신경회로망의 학습기능을 이용함으로써 스케줄링의 효율을 향상시킬 수 있다. 시뮬레이션을 통해 얻은 결과는 다음과 같다.

SPT, MST, EDD와 비교해 본 결과 최대지연시간에서는 MST, EDD와 같이 지체도를 최소화하기 위한 규칙과 거의 비슷한 성능을 내면서 평균체류시간에서는 MST에 비해 5%의 증가율을 보였다.

고장이 일어났을 경우 전문가시스템은 신경회로망의 결론을 무시하고 고장에 관한 규칙들로 추론을 진행하여 신경회로망으로 스케줄링 한 경우보다 TC가 약 50%로 줄었다.

하이브리드 스케줄링을 수행할 때에 가장 어려운 점은 FMC의 속성을 정하는 것이다. 어떤 속성을 몇 개나 사용해야만 최적의 스케줄을 할 수 있는지는 더욱 많은 연구가 필요하다.

참고문헌

- [1] S. Nakasuka and T. Yoshida, "Dynamic scheduling system utilizing machine learning as a knowledge acquisition tool," *Int. J. Proc. Res.*, vol. 30, no. 2, pp. 411-431, 1992.
- [2] M. J. Shaw, S. Park and N. Raman, "Intelligent scheduling with machine learning capabilities : the induction of scheduling knowledge," *IIE Trans.* vol. 24, no. 2, pp. 156-168, 1992.
- [3] Wu, S. Y. David, "An expert system approach for the control and scheduling of flexible manufacturing cells," Pennsylvania State University, 1987.
- [4] L. Rabelo, Y. Yih, A. Jones and G. Witzgall, "Intelligent FMS scheduling using modular neural networks," *IEEE Int'l Conf. Neural Networks*, pp. 1224-1229, 1993.
- [5] L. Medsker and J. Liebowitz, *Design and Development of Expert Systems and Neural Networks*, MACMILLAN, 1994.
- [6] Michael Chester, *Neural Networks*, Prentice-Hall, 1993.
- [7] D. A. Handelman, S. H. Lane and J. J. Gelfand, "Integrating neural networks and knowledge-based systems for intelligent robotics control," *IEEE Control System Magazine*, April, 1990.
- [8] K. J. Cios and N. Liu, "A machine learning method for generation of a neural network architecture : a continuous ID3 algorithm," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 3, no. 2, pp. 280-291, 1992.
- [9] A. Kusiak and J. Ahn, *Intelligent Scheduling of*

*Automated Machining systems*, Wiley-interscience publication, pp. 421-447, 1992.

[10] A. Niehaus and R. F. Stengel, "An expert

system for automated highway driving," *IEEE Control Systems Magazine*, pp. 52-61, 1991.

**박 승 규**

1989년 연세대 전기과 졸업. 동대학원 석사(1991). 동대학원 박사(1996). 현재 삼성SDS 책임연구원, 관심분야 생산시스템 최적화, 지능제어, 스케줄링, 인공지능.

**이 창 훈**

1983년 연세대 전기과 졸업. 동대학원 석사(1985). 동대학원 박사(1991). 현재 한라대 전기공학부 교수. 관심분야 인공지능, 생산시스템, 공정제어.

**김 유 남**

1981년 부산대 전기기계과 졸업. 연세대 대학원 석사(1983). 동대학원 박사(1989). 현재 한라대 전기공학부 교수. 관심분야 자동제어, 전기자동차, 자동차 전자.

**장 석 호**

1988년 연세대 전기공학과 졸업. 1990년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1993년~현재 동 대학원 박사과정. 관심분야는 자동화 및 지능제어, 전자제품 검사조정 알고리즘, 생산계획 및 스케줄링, 반도체 생산시스템 모델링 및 시뮬레이션.



**우 광 방**

1934년 1월 25일생. 1957년 연세대 전기공학과졸(석사). 1962년 및 1964년 오레곤 주립대학 전기공학과에서 석사 및 박사학위 취득. 1966년~1971년 워싱턴대 전기공학과 조교수, 1971년 미 국립 암 연구소 책임연구원, 1980년 재미한국인과학기술자협회장, 1982년~현재 연세대 전기공학과 교수, 1992년~현재 연세대학교 자동화기술연구소 소장, 1995년 당 학회 회장. 주요관심분야는 반도체공정자동화 및 스케줄링, 인공지능제어기법, FMS.