

공간적응절차를 통한 웨이퍼 가공 공정의 로버스트한 작업배정규칙 결정*

A Spatial Adaptation Procedure for Determining Robust Dispatching Rule in Wafer Fabrication

백동현** · 윤완철** · 박상찬***

Dong Hyun Baek** · Wan Chul Yoon** · Sang Chan Park***

Abstract

In traditional approaches to scheduling problems, a single dispatching rule was used by all machines in a system. However, since the situation of each machine generally differs from those of other machines, it is reasonable to apply a different dispatching rule to each machine responding to its given situation. In this regard, we introduce the concept of spatial adaptation and examine its effectiveness by simulation. In the spatial adaptation, each machine in a system selects an appropriate dispatching rule in order to improve productivity while it strives to be in harmony with other machines. This study proposes an adaptive procedure which produces a reliable dispatching rule for each machine beginning with the bottleneck machine. The dispatching rule is composed of several criteria of which priorities are adaptively weighted. The weights are learned for each machine through systematic simulations.

The simulations are conducted according to a Taguchi experimental design in order to find appropriate sets of criteria weights in an efficient and robust way in the context of environmental variations. The proposed method was evaluated in an application to a semiconductor wafer fabrication system. The method achieved reliable performance compared to traditional dispatching rules, and the performance quickly approached the peak after learning for only a few bottleneck machines.

* 본 연구는 과기처의 특정연구개발사업 지원에 의해 수행되었음

** 한국과학기술원 산업공학과 (Dept. of Industrial Engineering, KAIST)

*** 한국과학기술원 산업경영학과 (Dept. of Industrial Management, KAIST)

1. 서론

스케줄링은 주어진 생산 목적을 달성하기 위하여 가용한 생산 자원을 효율적으로 할당하는 것으로 [15], 생산 시스템의 생산성 및 효율성에 많은 영향을 준다. 대부분의 생산 시스템에서는 스케줄링 문제의 해결을 위하여 작업배정규칙(dispatching rule)을 사용하고 있다. 작업배정규칙은 기계가 다음에 가공할 작업(job)을 선택하기 위해 대기중인 작업에 우선순위인덱스(priority indices)를 할당하는 것으로, 가장 높은 우선순위를 갖는 작업을 선택한다. 기존의 연구들을 통해 다양한 문제 환경에서 많은 작업배정규칙들이 개발되었으며, 이들은 많은 문헌 [6, 7, 15, 21, 25]에 정리되어 있다.

어느 한 작업배정규칙의 상대적 효과는 대상 시스템의 특성, 가정, 그리고 운영 조건 등 시스템의 상황에 따라 달라지며, 모든 상황에서 항상 좋은 수행도를 달성하는 작업배정규칙은 존재하지 않는다 [7]. 특히 유연생산시스템과 같은 동적 시스템은 시스템 상황이 시간에 따라 변화한다. 따라서 주어진 작업 기간 동안 하나의 작업배정규칙만을 사용하기 보다는 변화하는 시스템 상황에 적응하기 위해 조합한 작업배정규칙을 번갈아 사용하는 적응스케줄링(adaptive scheduling)에 의해 수행도 향상을 이룰 수 있으리라 기대된다 [6].

적용스케줄링을 위한 접근 방법은 미래예측 시뮬레이션(look-ahead simulation)방법과 지식기반(knowledge-based)방법으로 구분된다 [9]. 미래예측 시뮬레이션 방법에서는 다음 단기간에 사용될 작업배정규칙의 선택을 위해, 실시간으로 시뮬레이션을 통해 여러 개의 작업배정규칙을 비교

하고 그 중 가장 수행도가 좋은 것을 선택한다. 반면 지식기반 방법에서는 발생 가능한 각 시스템 상황에 적합한 작업배정규칙을 사전에 시뮬레이션을 통해 학습하고, 실시간 스케줄링(real-time scheduling)에서는 학습된 지식을 이용한다.

적용스케줄링을 위한 앞의 두 가지 접근 방법에서는 시간적응(temporal adaptation)을 강조하였다. 즉, 시간 경과에 따른 시스템 상황의 변화에 대처하기 위하여 여러 개의 작업배정규칙을 번갈아 사용하는 방식을 사용하였다. 그러나 시스템 내에 있는 모든 기계는 동일한 작업배정규칙을 사용하였다. 이에 대해 본 연구는 공간적응(spatial adaptation)의 개념을 도입하고 그 효과를 검증하였다. 공간적응이란 시스템 내에 포함되어 있는 기계가 생산성 향상을 위해 각기 처한 상황에 적합한 형태의 작업배정규칙으로 적응하되, 적응하는 과정에서 작업 구성상 관련된 주변 기계의 상황을 상호 반영하여 시스템 전체의 조화를 추구하는 것을 의미한다. 비록 동일한 시스템 내에 있는 기계라 하더라도 대기중인 작업의 상황, 평균 대기 작업 수, 가공 시간의 평균 및 분산, 평균 기계 이용률, 처리하는 생산품목의 수 및 특성, 그리고 병목 기계와의 상호 연관 관계 등에 있어서 각기 다른 상황에 처해 있다. 또한 이러한 상황은 서로 다른 기계의 활동에 의해 상호 영향받도록 형성되어 있다. 따라서 개별 상황을 흡수하여 전체의 조화를 이루는 공간적응 방식은 내부 또는 외부의 환경적 요인의 변화에 대해 비교적 적은 영향을 받고 일관되게 좋은 수행도를 보이는 로버스트(robust)한 작업배정규칙을 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구는 공간적응을 위한 절차적 방법인 공간적응절차(spatial adaptation procedure)를 제안한다. 공간적응절차는 시스템 수행도에 미치는

영향 정도가 큰 순서로 기계를 선택하여, 선택된 기계에서 사용할 작업배정규칙을 찾아 나가는 일련의 과정이다. 각 기계에서 사용할 작업배정규칙의 형태는 수행도와 관련 있는 몇 개의 중요한 의사결정기준(criteria)의 가중 합인 가중우선순위인덱스(weighted priority indices)이다. 따라서 각 기계에서 사용할 작업배정규칙의 탐색은 가중우선순위인덱스의 의사결정기준에 부여될 가중치조합(weight combination)을 찾는 것이다. 내/외부 환경적 요인의 변화에 대해서 비교적 적은 영향을 받고 일관되게 좋은 수행도를 달성하는 가중치조합을 찾기 위해서 다구치 실험계획법을 이용하였다.

공간적응절차를 반도체 웨이퍼 가공 공정(wafer fabrication)에 적용하여 그 과정을 설명하였다. 웨이퍼 가공 공정은 다단계 재진입 흐름(multi-stage re-entrant flow)을 갖는 시스템으로, 시간에 따른 시스템 및 각 기계의 상황 변화가 비교적 적은 시스템이라 할 수 있다. 따라서 시간의 흐름에 따라 발생하는 시스템 상황의 변화에 적응하기 위한 시간적응보다는 각 기계에 적합한 작업배정규칙을 찾는 공간적응에 의해 시스템의 수행도를 더욱 향상시킬 수 있을 것이다. 공간적응절차의 효율성을 검증하기 위해 시뮬레이션을 통해 기존의 작업배정규칙과 수행도를 비교할 것이다.

본 연구는 다음과 같이 구성되어 있다. 2절에서는 본 연구와 관련된 기존 연구들에 대한 고찰을 하였다. 3절에서는 다구치 방법의 기본 원리와 스케줄링 문제로의 적용 그리고 공간적응절차에 대하여 설명하였고, 4절에서는 웨이퍼 가공 공정의 모델링 및 공간적응절차의 적용 과정 그리고 실험 결과를 제시하였다. 마지막으로 5절에는 결론을 정리하였다.

2. 관련 연구

Wu와 Wysk [30]는 시뮬레이션 종료 조건, 목적 함수, 생산품목 혼합 등의 통제전략벡터에 의해 제어되는 미래예측 시뮬레이션의 결과 분석을 통해 다음 단기간에 사용할 작업배정규칙을 선택하는 적응스케줄링 방법을 제안하였다. Wu와 Wysk가 매 의사결정 시점에서 동일한 시뮬레이션 기간에 대해 미래예측을 한 반면, Ishii와 Talavage [16]는 시스템 상태에 따라 다른 시뮬레이션 기간 동안을 미래예측하는 방법을 제안하였다.

최근 귀납적 학습(inductive learning)을 이용한 지식기반 접근 방법에 대한 연구가 많이 이루어지고 있다 [5, 9, 20, 24, 26]. 귀납적 학습은 클래스(class)에 속하는 개개 구성원(member)의 묘사로부터 그 클래스의 '개념(concept)'을 추론하는 과정으로, 스케줄링에서 학습해야 하는 개념은 주어진 시스템 상황에서 가장 적당한 작업배정규칙을 식별하는 것이 될 수 있다 [24]. 대부분의 귀납적 학습 방법은 시뮬레이션을 통해 속성 값과 클래스로 구성되는 트레이닝 예제를 발생시키고, 발생된 트레이닝 예제를 귀납적 학습 메커니즘에 입력하여 이진 트리 형태의 의사결정규칙을 생성시킨다. 실시간 스케줄링에서는 시스템의 현재 상황을 식별하고 그 상황에 가장 적당한 클래스(즉, 작업배정규칙)를 의사결정규칙을 통해 선택하여 적용한다.

웨이퍼 가공 공정에서 작업배정규칙간의 수행도 비교는 시뮬레이션 분석을 통하여 많은 연구가 수행되었다 [2-4, 10, 12, 14, 18, 19, 27-29]. Adachi 등 [2, 3]은 시장 수요의 변화에 유연성 있게 대처하기 위하여 상태 테이블을 이용하여 가장 좋은 통제전략을 제시해 주는 패턴인식기반

방법을 제안하였다. 상태 테이블은 수행도 척도 (performance measure)와 통제변수 (control variables)간의 관계를 시뮬레이션 결과의 정성회귀 분석을 통해 분석한 결과이다.

Ishii 등 [17]은 시스템 내의 각 기계가 서로 다른 작업배정규칙을 사용할 수 있는 혼합 작업 배정규칙을 제안하였다. 그들은 여러 생산품목을 생산하는 유연생산시스템에서, 모든 기계에 동일한 작업배정규칙을 적용한 결과를 분석하여 수행도가 나쁜 생산품목을 선정하였다. 선정된 생산품목의 수행도를 향상시키기 위하여 그 생산품목의 공정절차 (route)에 있는 기계 중에서 병목기계를 식별한다. 식별된 병목기계에 여러 개의 작업배정규칙을 테스트하여 선정된 생산품목의 수행도를 향상시키는 것을 그 기계의 작업배정규칙

으로 할당한다. 이러한 과정을 다른 생산품목에 적용함으로써 시스템 내의 각 기계는 서로 다른 작업배정규칙을 사용하게 된다. 세 개의 다른 작업도착 (release) 스케줄 하에서, 모든 기계가 동일한 작업배정규칙을 사용한 경우와 비교해 혼합 작업배정규칙이 대부분의 수행도 척도에 대해 좋은 결과를 보였다.

3. 공간적응절차 (Spatial Adaptation Procedure)

그림 1은 본 연구가 제안하는 공간적응절차를 묘사하고 있다. 공간적응절차는 사전절차와 단계적 탐색절차로 구성된다.

사전절차는 수행도 척도, 의사결정기준, 잡음인자, 기본작업배정규칙, 적교표

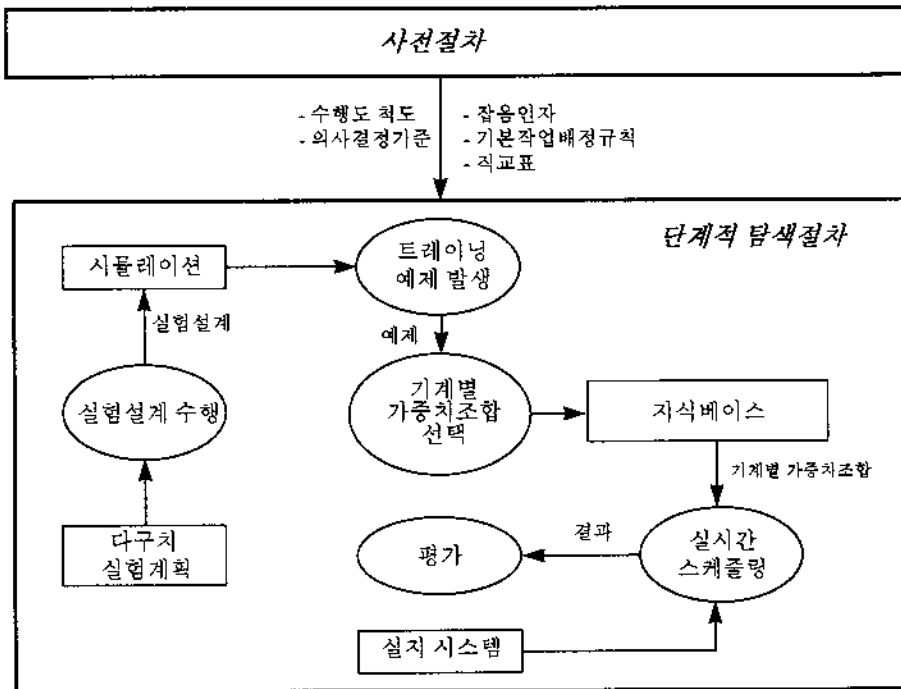


그림 1. 공간적응절차

인자, 기본작업배정규칙 (basic dispatching rule), 그리고 직교표 등을 선택하는 단계이다. 단계적 탐색절차는 다구치 실험계획법에 의한 체계적인 시뮬레이션 분석을 통해 각 기계에서 사용할 작업배정규칙을 순차적으로 찾아가는 과정이다. 이하에서는 사전절차, 다구치 방법, 그리고 단계적 탐색절차를 설명하기로 한다.

3.1 사전절차 (Preprocedure)

일반적으로 최적화해야 할 수행도 척도는 대상 시스템의 운영 목적에 따라 달라질 것이나, 기존 연구에서 완성률의 최대화, 흐름시간 (throughput time 또는 flow time)의 최소화, 평균지연 (mean tardiness)의 최소화, 지연작업 수의 최소화 등이 사용되었다.

대기 중인 작업 중에서 다음에 가공할 작업을 선택하기 위하여 고려해야 하는 의사결정기준은 대상 시스템의 성격 및 목적에 따라 상당히 달라진다. 가능한 의사결정기준으로서는 남아있는 가공시간 (remaining processing time), 납기일 (due date), 다음 queue에 남아 있는 작업량 (remaining work in the next queue), 대기시간 (waiting time), 가공시간 (processing time), 가동 준비시간 (setup time) 등이 있다.

만약 c_1, c_2, c_3 가 의사결정기준인 경우, 대기 중인 작업 i 의 가중우선순위인덱스는

$$WPI(i) = w_1c_1(i) + w_2c_2(i) + w_3c_3(i)$$

이며, 대기 중인 작업 중에서 가중우선순위인덱스가 가장 작은 것이 다음에 가공할 작업으로 선택된다. 의사결정기준들의 이러한 가중 합이 의의를 가지기 위해서는 동일한 차원 (예, 시간, 수)의 의사결정기준들이 결합되어야 할 것이다. 의

사결정기준에 부여되는 가중치조합은 각 기계마다 다를 수 있으며, 이는 생산성 향상을 위해 제어할 수 있는 인자이다. 그러나 실지로 어떤 값이 좋은지를 결정하는 것은 쉽지 않은 문제이며, 사람의 경험적 지식으로 해결하기를 기대하기도 어렵다. 본 연구는 다구치 실험계획법에 의한 체계적 시뮬레이션의 분석을 통해 다양한 작업 환경 하에서도 항상 일관성 있고 좋은 수행도를 달성할 수 가중치조합을 찾는 방법을 제안하고 있다.

3.2 다구치 방법

다구치 방법은 제품 또는 공정의 품질 (quality)을 향상시키기 위해 체계적으로 실험을 설계하고 분석하는 방법이다 [23]. 다구치 방법의 핵심인 파라미터 설계 (parameter design)는 성능특성치 (y)가 환경 조건의 변화에 대해 로버스트하도록 설계변수의 최적 조건을 구하는 것이다 [8, 22]. 로버스트하다는 것은 다양한 상황에서도 목표치를 일관성 있게 유지할 수 있는 능력을 의미한다.

파라미터 설계의 첫번째 단계는 시스템 수행도에 영향을 미치는 제어인자 (controllable factor)와 잡음인자 (noise factor)를 식별하고 각 인자의 수준을 결정하는 것이다. 제어인자는 안정성의 최적 조건을 선택하기 위하여 다를 수 있는 인자로서 [1], 제조 시스템의 경우 사용할 작업배정규칙이 그 예가 될 수 있다. 왜냐하면 시스템의 전체 수행도를 높이기 위해서는 해당 시스템에 적합한 작업배정규칙을 식별할 필요가 있고, 이는 시스템 운영전략으로 선택되어질 수 있기 때문이다. 본 연구에서는 각 의사결정기준에 부여되는 가중치가 제어인자이다. 반면 잡음인자는 산포의 원인이 되지만, 제어하기 어렵거나 불

가능한 또는 제어하기에는 비용이 너무 많이 드는 인자로서 [1], 제조 시스템의 경우 가공시간의 변동, 도착시간간격(inter-arrival time)의 변동 등이 그 예가 될 수 있다[11, 23]. 따라서 스케줄링에 있어서 파라미터 설계의 목적은 다양한 잡음 상황에서도 항상 일관성 있고 예측 가능한 수행도를 이룰 수 있도록 하는 작업배정규칙을 선택하는 것이다 [11].

다구치 방법에서는 다양한 잡음 하에서도 안정된 성능특성치를 얻을 수 있는 제어인자의 조합을 구하기 위해 직교표를 이용한다. 직교표의 내측과 외측배열에는 각각 제어인자와 잡음인자가 할당되며, 내측의 각 실험 조건에 대해 외측 조건을 반복 실험한다. 그림 2는 제어인자 w_1, w_2, w_3 와 잡음인자 N_1, N_2 의 수준을 각각 2수준과 3수준으로 하였을 때 완전요인배치법(full factorial design)을 이용해 내측과 외측을 할당한 직교표를 보여주고 있다. 제어인자와 잡음인자의 수가 많은 경우는 일부요인배치법(fractional factorial design)을 이용하여 경제적인 크기의 실험계획을 수립할 수 있다.

다구치는 특성치 y 를 직접 분석하지 않고 SN비(signal-to-noise ratio)라는 성능측도를 이용할 것을 권장하고 있다. 특성치는 작을수록 좋은 망소, 클수록 좋은 망대, 그리고 일정한 목표값이 최적인 망목 특성치로 구분할 수 있으며 각각의 SN비는 아래와 같이 추정한다. 성능특성치의 종류와 상관없이 SN비가 클수록 잡음에 둔감한 좋은 인자조건임을 의미한다.

- 망소특성 : $\eta = -10\log(1/n \sum_{j=1}^n y_j^2)$ (1)
- 망대특성 : $\eta = -10\log(1/n \sum_{j=1}^n 1/y_j^2)$ (2)
- 망목특성 : $\eta = 10\log(\bar{y}^2/s^2)$ (3)

where,

$$\bar{y} = 1/n \sum_{j=1}^n y_j, s^2 = 1/n \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2$$

내측인자		외측직교배열									N_1 외측인자	
		1	1	1	2	2	2	3	3	3		
w_1	w_2	w_3	1	2	3	1	2	3	1	2	3	N_2
0	0	0	y_{ij} i : 실험점 j : 반복관측점									SNR_i η_i
0	0	1										
0	1	0										
0	1	1										
1	0	0										
1	0	1										
1	1	0										
1	1	1										

그림 2. 직교표

3.3 단계적 탐색절차(Stepwise Search Procedure)

그림 3은 단계적 탐색절차의 흐름도를 보여주고 있다.

[절차]

- 단계 1: 목표기계(target machine)를 선택한다.
- 단계 2: 각 기계에 작업배정규칙을 할당한다.
- 단계 3: 그림 2와 같은 직교표를 이용하여 시뮬레이션을 수행한다.
- 단계 4: 시뮬레이션 결과를 이용하여 SN비를 분석한다.
- 단계 5: 제어인자 중에서 수순간 유의차가 있는 것이 존재하면 단계 8, 그렇지 않으면 단계 6으로 간다.
- 단계 6: 단계 4의 SN비 분석결과, 목표기계의 로버스트한 가중치조합을 지식베이스에 저장한다.
- 단계 7: 다른 기계에 대해 작업배정규칙을

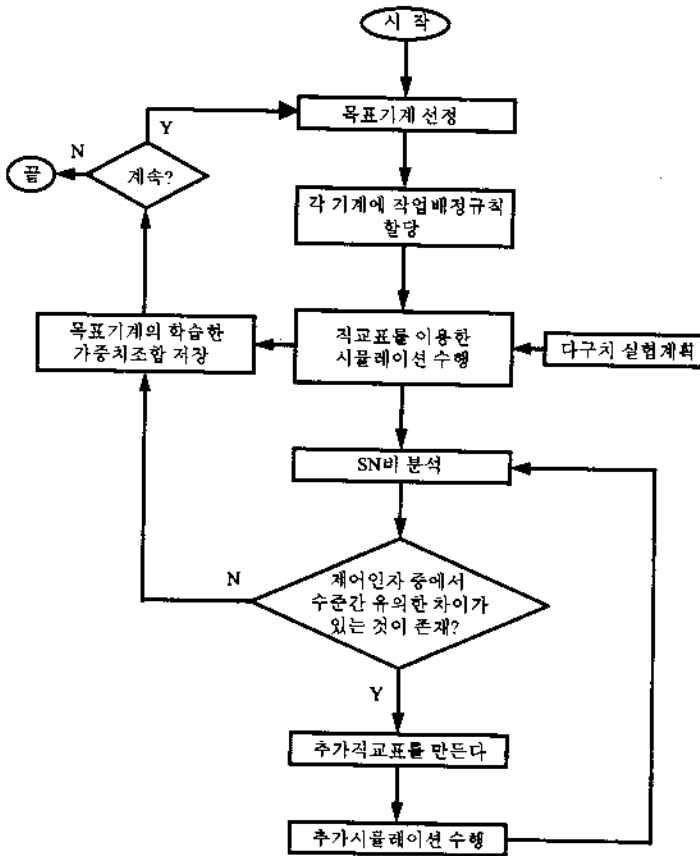


그림 3. 단계적 탐색절차 흐름도

계속 학습하려면 단계 1로 가고, 그렇지 않으면 끝낸다.

단계 8: 추가분석을 위한 직교표를 만든다.

단계 9: 추가 시뮬레이션을 수행하고 단계 4로 간다.

단계 1에서는 작업배정규칙(즉, 가중치조합)을 학습하고자 하는 기계를 하나 선택한다. 여러 대의 기계 중에서 목표기계를 선정하는 순서는 여러 가지가 있지만, 수행도에 미치는 영향력이 큰 순서로 선택하는 것이 바람직한 방법이 될 수 있다. 예를 들어 평균 기계이용률이 큰 순서대로 선택하는 것이

한 가지 대안이 될 수 있다.

단계 2에서는 선택된 목표기계를 제외한 나머지 기계 중에서, 이미 작업배정규칙을 학습한 기계는 그 결과를 사용하고, 그렇지 않은 기계는 기본작업배정규칙을 사용한다. 기본작업배정규칙을 선택하는 방법은 (1) 시스템에서 현재 사용 중인 작업배정규칙; (2) RANDOM; (3) 몇 개의 작업배정규칙을 테스트하여 그 중 가장 수행도가 좋은 것 등 여러 가지가 있을 수 있다. 본 연구에서는 사전절차에서 방법 (3)에 의해 기본작업배정규칙을 선택하였다.

단계 3은 직교표의 내측조건에 따라 목표 기계에서 사용하는 가중치조합을 변경하면서 다양한 잡음조건 하에서 시뮬레이션을 수행한다. 단계 4에서는 시뮬레이션 결과를 이용하여 SN비를 계산하고 분석한다. SN비 분석 결과에 수준간 유의차가 있는 제어인자가 없으면, 다음 기계의 학습을 위해 현재 목표 기계가 학습한 가중치조합을 저장하고 단계 1로 간다.

단계 8과 9는 SN비의 분석 결과, 수준간에 유의차가 있는 제어인자가 존재하는 경우에 추가 분석을 통해 좀 더 좋은 가중치조합을 찾기 위한 단계이다. 각 의사결정기준에 부여되는 가중치는 [0, 1]의 연속적인 값을 가질 수 있으며, 따라서 최적의 가중치조합을 찾기 위해서는 가중치 공간 (weight space)을 탐색하여야 한다. 만약 3개의 제어인자를 고려하는 경우에는, 그림 4와 같은 3차원 가중치 공간을 탐색하여야 한다. 무한한 개수의 가중치조합을 갖는 가중치 공간에서 얼마나 효율적으로 좋은 가중치조합을 찾느냐 하는 것은 매우 어려운 문제이다.

본 연구에서는 하나의 휴리스틱으로 다음

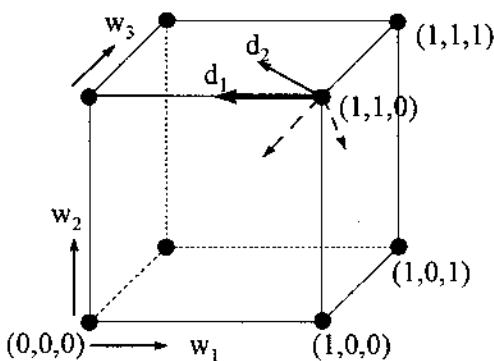


그림 4. 3차원 가중치공간

과 같은 방법을 이용하였다. 세 개의 제어인자 w_1, w_2, w_3 가 있는 상황을 고려해 보자. 만약 단계 4에서 SN비를 분석한 결과, 제어인자 w_1 이 수준 0과 1 중에서 수준 1이 유의하게 SN비가 좋고, w_2 와 w_3 는 수준간에 유의차는 없지만 각각 1과 0이 최적 수준으로 판정되었다고 가정하자. 이 경우에는 w_2 와 w_3 의 수준은 각각 1, 0으로 고정시키고 w_1 의 수준 수만 늘려서 그림 5와 같은 직교표를 만들어 시뮬레이션을 통한 추가 분석을 수행한다. w_1 의 수준 수를 늘리는 방법은 여러 가지가 있으나, 본 연구에서는 2개의 수준을 추가하였다. 이 경우, 만약 그림 6의 직선처럼 SN비와 가중치 w_1 간의 함수관계가 선형함수 (linear function)라면 단계 8과 9에 의한 추가 분석을 하지 않고 수준 1을 선택하면 될 것이다. 하지만 정확한 함수관계를 미리 안다는 것은 매우 어려운 일이다. 따라서 그림 6의 곡선처럼 오목함수(concave function)의 가능성도 고려해야 하며, 이를 위해 단계 8과 9에 의해 추가 분석을 수행한다.

		외측직교배열									
내측인자 w_1, w_2, w_3										N_1 외측인자	
	1	2	3	1	2	3	1	2	3	N_2	
0	1	0									
0.3	1	0	y_{ij}						SN비 η_j		
0.6	1	0	i : 실험점								
1	1	0	j : 반복관측점								
1	1	0									

그림 5. 추가 직교표

지금까지의 과정을 정리하면 다음과 같다. 앞의 예처럼 3개의 제어인자만을 고려하는 경우, 단계적 탐색절차의 단계 1-4에 의해 그림 4의 8개의 꼭지점 중에서 가장 로버스트

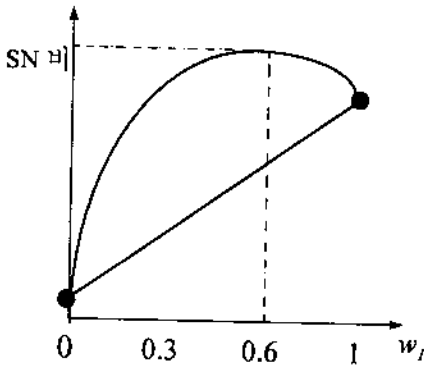


그림 6. SN비와 가중치간의 함수

w_2 의 수준은 고정하고 w_1 과 w_3 의 수준 조합을 좀 더 세밀하게 구성하여 내측에 할당해야 한다.

4. 제안된 방법론의 웨이퍼 가공 공정에 대한 적용

본 절에서는 제안된 공간적응절차의 적용 방식 및 효율성을 보이기 위하여 가상 웨이퍼 가공 공정의 시뮬레이션 모델을 이용하였다. 시뮬레이션 모델을 이용하여, 시스템 수행도 향상을 위해 제안된 방법론이 어떤 방식으로 작동되는지 설명할 것이고, 기존의 작업배정규칙과 수행도를 비교할 것이다.

4.1 시뮬레이션 모델

반도체 생산공정은 크게 웨이퍼 가공, 웨이퍼 검사, 조립, 그리고 최종 기능 검사 등 4단계로 구분된다. 이중 웨이퍼 가공 공정(이하에서는 fab공정)은 가장 자본집약적이고, 생산공정이 복잡하고 또한 생산 리드 타임이 매우 긴 공정으로, 청정실에서 그 작업이 이루어진다.

Fab공정은 실리콘 웨이퍼 위에 패턴을 가지는 다수의 층을 만드는 과정을 포함하며, 각 층을 형성하기 위해서는 사진, 에칭, 이온 주입, 확산 등의 공정을 수행하여야 한다. 따라서 다수의 층을 만들기 위해서는 동일한 공정을 반복적으로 방문해야 하는 다단계 재진입 흐름을 갖는다. 다수의 웨이퍼가 하나의 롯(lot)을 형성하며, fab에 들어간 각 롯은 방문해야 할 작업장(station)의 순서를 명시한 공정흐름(process flow)을 갖는다.

본 연구에서 사용한 시뮬레이션 모델을 모

한 수행도를 기록한 것을 찾는다. 만약 모든 제어인자가 수준간 유의차가 존재하지 않으면 앞에서 찾은 꼭지점이 목표기계의 가중치 조합으로 선택된다. 반면 제어인자 중에서 수준간 유의차가 있는 것이 존재하면 단계 8과 9에 의해 8개의 꼭지점 중에서 가장 로버스트한 것(그림 4에서는 (1, 1, 0))으로부터 출발하여 보다 나은 가중치조합을 탐색한다. 꼭지점 (1, 1, 0)으로부터 출발하여 좀 더 나은 가중치조합을 탐색할 수 있는 방향과 크기는 무수히 많이 있지만, 본 연구에서는 유의차가 없는 제어인자(예, w_2 , w_3)의 수준은 고정시키고(각각 1과 0), 유의차가 있는 제어인자(예, w_1)의 방향에 대해서만 탐색한다(그림 4의 화살표 d_1 방향). 만약 제어인자 w_1 과 w_3 가 수준간에 유의차가 있고 w_2 는 유의차 없이 수준 1이 최적 수준이면, 그림 4의 화살표 d_2 의 방향으로 탐색한다. 또한 다른 가능성도 고려해야 한다. 만약 w_1 은 수준간에 유의차가 있고, w_2 와 w_3 는 수준간에 유의차는 없지만, w_1 과 w_3 간에 유의한 상호작용이 존재한다면 화살표 d_2 의 방향으로 탐색하여야 한다. 화살표 d_2 의 방향으로 탐색하기 위해서는

사하는 기본적인 파라미터는 표 1과 그림 7에 있다. 하나의 룫은 25개의 웨이퍼로 구성되어 있으며, fab에 들어간 룫은 그림 7과 같이 방문해야 할 작업장의 순서를 명시한 공정흐름을 갖는다. Fab에 들어간 모든 룫은 총 67개의 공정으로 구성된 동일한 공정흐름을 가지는 단일공정기술 (single process technology)을 갖는 것으로 모형화하였다. 표 1에 있는 것처럼 시뮬레이션 모델은 모두 10개의 단일 서버 (single-server) 또는 다중 서버 (multi-server) 작업장으로 구성되어 있으며, 다중서버 작업장에 있는 모든 기계는 동일한 공정능력을 갖는 것으로 가정하였다. 또한 기계고장은 고려하지 않았다.

어떤 특정 작업장에 방문하는 모든 룫은 모든 방문단계에서 동일한 가공시간 분포를 가지며, 가공시간은 평균 μ , 분산 σ^2 인 정규 분포를 갖는 것으로 가정하였다. 평균 μ 는 표 1의 MPT에 해당한다. 가공시간은 기계, 대안 유무, 회로의 층, 작업준비시간, 작업자 가용도, 재작업 등 해당 공정 내의 다양한 변동 요인과 외부 환경적 요인에 의해 산포하게 된다. 이러한 가공시간의 변동은 수행도 산포의 원인이 되는 잡음인자로서, c.v (coefficient of variation)를 이용하여 잡음수준을 설정할 수 있다. $c.v = 100 \times \sigma / \mu$ 로 정의되며, 평균 μ 와 c.v가 주어지면 표준편차 $\sigma = c.v \times \mu / 100$ 이 된다. 따라서 c.v의 값에 따라 가

표 1. 작업장의 구성

No	Name	Type of operation	# of repetition	MPT	# of machine	% utilization
1	PHCR	Lithography	6	145	6	100
2	PHNR	Lithography	11	120	11	82.8
3	IMP	Implantation	11	70	9	59
4	SD22	Diffusion	3	100	3	69
5	SD33	Diffusion	2	120	2	82.8
6	SE12	Etch	10	96	9	73.6
7	SE45	Etch	14	110	12	88.5
8	DP1	Deposition	4	135	4	93.1
9	DP2	Deposition	4	135	4	93.1
10	DP3	Deposition	2	60	1	82.8

MPT : Mean Processing Time

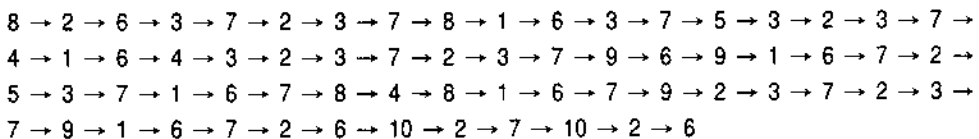


그림 7. 공정흐름

공시간 변동의 수준을 설정할 수 있다.

도착시간간격 분포는 평균이 145인 Uniform $[145(1-\alpha), 145(1+\alpha)]$ 분포를 따르는 것으로 가정하였으며, 파라미터 α 에 따라 도착시간간격의 분산이 변하게 된다. 즉 도착시간간격의 분산은

$$\sigma^2 = \frac{\{145(1+\alpha) - 145(1-\alpha)\}^2}{12} = \frac{290\alpha^2}{12}$$

이다. 따라서 파라미터 α 는 도착시간간격의 변동을 반영한다. 도착시간간격의 변동도 수행도 산포의 원인이 되는 잡음인자로 고려할 수 있다.

도착시간간격의 평균을 조정함으로써 각 작업장에서의 평균 기계이용률을 결정할 수 있다. 표 1의 %utilization은 도착시간간격의 평균을 x 라고 할 때 다음과 같이 계산할 수 있다 [see [29]]. 표 1은 $x=145$ 인 경우이다.

$$\%utilization = \frac{\frac{1}{x} \times (\text{number of repetition}) \times MPT}{\text{number of machines}} \times 100$$

표 1에서 볼 수 있듯이 작업장 1이 평균 기계이용률이 가장 높은 병목 작업장으로, 작업장 1에서 사용하는 작업배정규칙의 적절성 여부에 의해 전체 시스템 수행도가 큰 영향을 받을 것이다. 표 2에는 제안된 방법론의 효율성을 비교하기 위하여 사용한 작업배정규칙들의 리스트와 설명이 있다.

4.2 사전절차

본 연구에서 사용한 수행도 척도는 완성률 (throughput rate)로서, 완성률은 단위 시간당 완성품의 수를 나타낸다. 따라서 완성률은 크면 클수록 좋은 망대 특성치로 SN비는 식 (2)를 이용하여 구할 수 있다.

기본작업배정규칙을 선택하기 위하여 표 2에 있는 작업배정규칙을 테스트한 결과, SRPT+가 가장 수행도가 좋았다. 따라서 SRPT+를 기본작업배정규칙으로 선택하였다.

사용한 의사결정기준은 $rmpt$ (remaining processing time), $rwnq$ (remaining work in the next queue), $wait$ (waiting time)로 룯 i 의 가

표 2. 작업배정규칙 리스트

Dispatching Rule	Description
FCFS	가장 먼저 도착한 룯 선택.
CYCLIC	최근에 방문한 룯이 n 번째 ($n=1, 2, \dots, k$) 방문이었으면, $n+1 \pmod k$ 번째 방문인 룯이 존재하면 FCFS를 이용해 선택. 그렇지 않으면 $n+1 \pmod k$ 번째 방문인 룯에서 FCFS를 이용해 선택, etc.
SRPT	룰이 fab을 나가기까지 남아 있는 기대공정시간이 가장 작은 것 선택.
LWNQ/M	룰이 다음에 방문해야 하는 작업장의 기계당 작업량이 가장 작은 것을 선택.
FCFS+	룰이 다음에 방문해야 하는 작업장에 대기중인 룯이 3이하인 것이 존재하면 그들중 FCFS를 이용해 선택. 그렇지 않으면 FCFS이용.
SRPT+	룰이 다음에 방문해야 하는 작업장에 대기중인 룯이 3이하인 것이 존재하면 그들중 SRPT를 이용해 선택. 그렇지 않으면 SRPT이용.

중우선순위인덱스는 다음과 같다.

$$WPI(i) = w_1 rmp(i) + w_2 rwnq(i) - w_3 wait(i)$$

where,

$$rmp(i) = \sum_{j=1}^n t_j, \quad rwnq(i) = m \times t_{k+1},$$

$wait(i)$ = waiting time of lot i

n : 총 공정단계 수,

k : 룯 i 의 현재공정단계,

m : 룯 i 가 다음에 방문해야 하는 작업장에 대기중인 룯의 수,

t_j : 공정단계 j 에서의 기대가공시간.

$WPI(i)$ 값이 작을수록 긴급한 룯임을 의미한다. 본 연구의 시뮬레이션 모델은 단일공정기술을 갖고, 어느 특정 작업장을 방문하는 모든 룯들은 모든 방문단계에서 동일한 기대가공시간을 갖는 것으로 가정하였다. 또한 공정을 마치기 전에는 정확한 기대가공시간을 알 수 없다. 따라서 기대가공시간과 관련된 의사결정기준은 적합하지 않다. 또한 개별적인 룯은 납기일이 없는 예측생산 (make-to-stock)을 가정하였으므로, 납기일과 관련된 의사결정기준 역시 적합하지 않다.

제어인자인 가중치는 그림 2와 같이 내측인자로 할당이 되는데, 그림 2의 내측할당에서 0과 1은 가중치 값을 의미한다. 가중치조합에 따라 각기 다른 작업배정규칙을 반영한다. 예를 들면 $(w_1, w_2, w_3) = (1, 0, 0), (0, 1, 0), (0, 0, 1)$ 은 각각 SRPT, LWNQ/M, FCFS를 나타내는 작업배정규칙이다. $(1, 1, 0)$ 은 룯이 fab공정을 마치기까지 남아있는 기대가공시간과 다음 작업장에 남아있는 작업량을 동시에 고려하여 룯의 우선순위를 결정하는 작업배정규칙이다. 또한 $(0, 1, 1)$ 은 다음 작업장

에 남아있는 작업량과 현재 queue에서 대기한 시간을 동시에 고려하여 룯의 우선순위를 결정하는 작업배정규칙이다. $(0, 0, 0)$ 은 어떤 의사결정기준도 고려하지 않고 우선순위를 결정하는 것을 의미하므로, 본 연구에서는 RANDOM을 사용하였다.

잡음인자는 기공시간과 도착시간간격의 변동을 선택하였다. 기공시간은 그림 2의 잡음인자 N_1 에 해당하며, 수준 1, 2, 3은 각각 $c_v = 0, 10, 20$ 을 나타내고 있다. 또한 도착시간간격은 그림 2의 잡음인자 N_2 에 해당하며, 수준 1, 2, 3은 각각 $\alpha = 0.05, 0.10, 0.15$ 를 의미한다. 그림 2의 각 조건에 대해 10번의 반복 관측을 하였다. 시뮬레이션은 empty and idle조건하에서 시작하였으며, 기간은 40000 STU (simulation time unit)이다. 초기 편의 (initial bias)를 제거하기 위해서 처음 12000 STU는 분석에서 제외시켰다(사전분석을 통해 12000 STU이후에 안정상태에 도달함을 확인).

4.3 단계적 탐색절차

총 10개의 단일 서버 또는 다중 서버 작업장 중에서 %utilization이 가장 높은 작업장 1을 최초의 목표기계 (여기서는 목표작업장)로 선정하였다. 작업장 1을 제외한 나머지 작업장은 기본작업배정규칙인 SRPT+를 사용하였다. 목표작업장인 작업장 1에서의 최적 가중치조합을 찾기 위해 그림 2의 내측조건에 따라 가중치조합을 변경하면서 시뮬레이션을 수행하였다.

표 3은 시뮬레이션 결과인 각 내측조건에서의 평균완성률 (mean throughput rate (MTR)), MTR의 표준편차, 그리고 SN비를 보여주고 있다. SN비 분석결과 제어인자 w_1 (의사결정

기준 $rmpt$ 에 부여되는 가중치)이 유의 수준 0.05에서 수준 1이 유의하게 좋았고, 제어인자 w_2 와 w_3 는 수준간에 유의차 없이 각각 수준 1, 1이 좋았다. 유의차가 있는 제어인자 w_1 에 대한 추가 분석을 하기 위하여, w_2 와 w_3 의 수준은 고정시키고, w_1 의 수준 수를 늘려 표 4와 같이 내측조건을 할당하여 추가 시뮬레이션 분석을 하였다. 추가 분석결과 (w_1, w_2, w_3) = (0.6, 1, 1)에서 SN비가 가장 좋았다. 따라서 작업장 1에 적용할 가중우선순위인덱스 다음과 같다.

$$WPI(i) = 0.6rmpt(i) + rwnq(i) - wait(i)$$

표 3. 작업장 1의 시뮬레이션 결과

내측조건	MTR	s.d of MTR	SN ratio
0 0 0	0.169573	0.002216	-15.4151
0 0 1	0.170228	0.001379	-15.3802
0 1 0	0.170367	0.001490	-15.3733
0 1 1	0.170268	0.001663	-15.3786
1 0 0	0.173353	0.001660	-15.2226
1 0 1	0.173631	0.001527	-15.2085
1 1 0	0.173839	0.001457	-15.1979
1 1 1	0.173889	0.001851	-15.1960

표 4. 작업장 1의 추가 시뮬레이션 결과

내측조건	MTR	s.d of MTR	SN ratio
0 1 1	0.170268	0.001663	-15.3786
0.3 1 1	0.174067	0.001269	-15.1863
0.6 1 1	0.174087	0.001496	-15.1856
1 1 1	0.173889	0.001851	-15.1960

다음으로 %utilization이 높은 작업장 8을 목표작업장으로 선택하였다. 우선순위 결정을 위해 작업장 1은 학습한 가중치 조합 (0.6, 1,

1)을 사용하고, 나머지 작업장은 SRPT+를 사용한다. SN비의 분석 결과 제어인자 w_1, w_2, w_3 는 수준간 유의차 없이 각각 0, 0, 1이 최적 수준임을 알 수 있었다. 따라서 작업장 8의 가중우선순위인덱스 $WPI(i) = -wait(i)$ 이다.

이러한 과정을 시스템 내의 모든 작업장에 순차적으로 적용한 결과, 학습된 가중치조합은 표 5와 같다. 표 5의 결과로부터 각 작업장에서 우선순위 결정시 중요하게 고려되어야 하는 의사결정기준이 무엇인지 그리고 중요하지 않은 의사결정기준이 무엇인지를 알 수 있으며, 이는 작업장에 따라 달라짐을 알 수 있다. 예를 들어 작업장 7의 경우는 $rwnq$ 만이 중요한 의사결정기준이고, $rmpt$ 와 $wait$ 는 고려하지 않아도 좋은 의사결정기준임을 알 수 있다. 작업장 8은 $wait$ 만이 중요한 의사결정기준이다. 또한 작업장 1은 세 개의 의사결정기준이 모두 고려되어야 함을 알 수 있다. 이러한 접근의 장점은 고려해야 할 의사결정기준이 많거나, 추가로 고려해야 할 의사결정기준이 있는 경우, 각 작업장별로 중요하지 않은 의사결정기준은 추가 분석에서 제외시켜도 무방하다는 것이다.

표 5. 각 작업장의 가중치 조합

Station W_1, W_2, W_3			Station W_1, W_2, W_3		
1	0.6	1 1	6	1	0 0
2	0	1 1	7	0	1 0
3	1	1 0	8	0	0 1
4	1	0 1	9	1	1 1
5	0	1 0	10	0	1 0

4.4 분석 결과

각 작업장이 표 5의 가중치조합을 사용한

경우와 기존의 작업배정규칙을 모든 작업장에 동일하게 적용한 경우의 수행도를 비교하기 위하여 270개의 문제에 대해 시뮬레이션을 수행하였다.

표 6에는 수행도를 분석한 결과가 정리되어 있다. 표 6에서 LEARN은 각 작업장이 학습한 가중치조합을 사용하여 우선순위를 결정하는 경우이다. 6개의 작업배정규칙과 비교하여 LEARN이 수행도 척도인 평균완성률(MTR)이 가장 큰 것을 알 수 있다. 기존의 작업배정규칙 중에서 가장 수행도가 좋은 SRPT+와 비교하여 LEARN은 0.4%의 MTR의 향상을 보였으며, 주목할만한 것은 LEARN에 의한 MTR의 표준편차는 SRPT+와 비교하여

7.9%의 향상을 보여 (즉, 표준편차가 7.9% 작아짐) 다른 모든 작업배정규칙보다 상당히 작은 산포를 보였다. 따라서 LEARN이 높은 MTR과 작은 산포를 보임을 알 수 있다. 비록 본 시뮬레이션 모델에서의 수행도 척도가 완성률이지만, 평균흐름시간 (mean throughput time (MTT))에 대해서도 분석을 하였다. MTT은 고객의 수요 변동에 대한 대처, 수물 등에 관련된 중요한 수행도 척도라 할 수 있다. LEARN에 의한 MTT는 SRPT와 SRPT+의 그것과 비슷한 수준으로 MTR의 향상을 위해 MTT이 희생된 것이 아님을 알 수 있다.

단계적 탐색절차는 평균 기계이용률이 큰

표 6. 작업배정규칙간의 수행도 비교

Dispatching Rule	MTR	s.d of MTR	MTT	% Improvement over SRPT+		
				MTR (%)	s.d of MTR (%)	MTT (%)
FCFS	0.169263	0.001666	10405.6	-2.5	-2.0	-7.2
CYCLIC	0.169706	0.001607	10357.8	-2.3	1.6	-6.8
SRPT	0.173552	0.001600	9704.3	-0.1	2.0	0
LWNQ/M	0.169315	0.001911	10412.0	-2.5	-17.0	-7.3
FCFS+	0.169272	0.001728	10402.3	-2.5	-5.8	-7.2
SRPT+	0.173677	0.001633	9702.9	-	-	-
LEARN	0.174322	0.001504	9705.0	0.4	7.9	0

% Improvement of dispatching rule X over SRPT+

$$MTR : \left(\frac{MTR \text{ of } X - MTR \text{ of } SRPT+}{MTR \text{ of } SRPT+} \right) \times 100$$

MTR : Mean Throughput Rate

$$s.d \text{ of } MTR : \left(\frac{s.d \text{ of } MTR \text{ of } SRPT+ - s.d \text{ of } MTR \text{ of } x}{s.d \text{ of } MTR \text{ of } SRPT+} \right) \times 100$$

s.d : standard deviation

$$MTT : \left(\frac{MTT \text{ of } SRPT+ - MTT \text{ of } x}{MTT \text{ of } SRPT+} \right) \times 100$$

MTT : Mean Throughput Time

순서로 목표기계를 선정하여 단계적으로 학습한다. 따라서 시스템 내에 있는 기계를 점차적으로 학습시켜 감에 따라 수행도가 어떻게 변하는 지를 관찰해 보는 것도 의미가 있을 것이다. 그림 8은 기계들이 점차적으로 학습해 나감에 따른 MTR의 변화를 SRPT+와 비교하여 보여주고 있다. X축의 0은 시스템 내의 모든 기계가 전혀 학습되어 있지 않고 기본작업배정규칙인 SRPT+를 사용하는 경우를 나타내고 있다. 또한 단계적으로 학습시킨 기계의 번호 (즉, 작업장 번호)가 x축에 차례대로 표시되었다. 이 결과로부터 시스템 내의 기계 중에서 평균 기계이용률이 높은 몇 대의 기계만 학습시켜도 (이 경우는 4개의 작업장) 충분한 학습 효과가 있음을 알 수 있다. 즉 병목기계가 아닌 기계에서의 작업배정규칙은 상대적으로 중요하지 않고, 병목기계에서의 작업배정규칙이 시스템 수행도 향상을 위해서 매우 중요함을 알 수 있다. 이는 스케줄링 문제는 병목기계에 초점을 두는 것이 매우 효과적이라는 Lozinski와 Glassey [1988]의 연구결과와 일맥상통한다. 따라서 단계적 탐색절차에서 병목기계로부터 학습시키는 것은 바람직한 방향으로 간주되어진다.

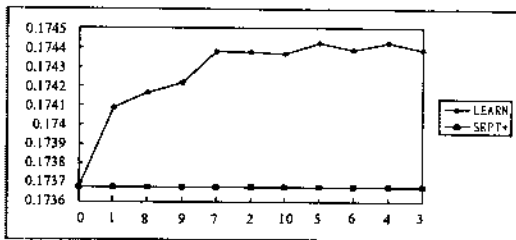


그림 8. 공간적응절차의 학습곡선

단계적 탐색절차는 기본작업배정규칙으로 기존의 작업배정규칙 중에서 가장 수행도가

좋은 것을 사용한다. 그런데 기본작업배정규칙으로 어떤 것을 사용하느냐에 따라 제안된 방법의 효율성이 영향을 받을 것인지 조사해 볼 필요성이 있다. 따라서 우리는 작업배정규칙 중에서 그 행태를 가장 예측하기 힘든 RANDOM 규칙을 기본작업배정규칙으로 하였을 때의 공간적응절차에 의한 LEARN의 수행도를 조사하였다. 그 결과, SRPT+를 기본작업배정규칙으로 했을 때와 비교하여 학습곡선의 패턴은 약간 다르지만 제안된 공간적응절차에 의한 수행도가 6개의 작업배정규칙과 비교하여 좋음을 알 수 있었다. 따라서 제안된 공간적응절차는 기본작업배정규칙으로 어떤 것을 사용하느냐에 큰 영향을 받지 않음을 알 수 있다.

본 연구에 앞서 우리는 웨이퍼 가공 공정에서 시간적응에 의한 효과를 조사하였다. 이를 위해 먼저 시뮬레이션을 통해 발생 가능한 각 상황에서 수행도가 좋은 작업배정규칙을 식별하고, 주어진 상황과 그 상황에서의 최적 작업배정규칙간의 관계지식을 귀납적 학습을 이용하여 도출하였다. 시간의 경과에 따라 발생하는 시스템 상황의 변화에 대처하기 위하여 각 시스템 상황에 적합한 작업배정규칙을 번갈아 사용하되 모든 기계에 동일한 작업배정규칙을 적용하였다. 그러나 웨이퍼 가공 공정은 시간경과에 따른 시스템 상황의 변화가 비교적 적어 선택되는 작업배정규칙이 거의 일정하였다. 따라서 시간적응에 의한 수행도는 작업배정규칙 중에서 가장 수행도가 좋은 것과 비슷한 수준을 이루었다. 따라서 웨이퍼 가공 공정과 같이 시간경과에 따른 시스템 상황의 변화가 비교적 적은 흐름공정에서는 시간적응보다는 공간적응에 의

해 수행도 향상을 이룰 수 있을 것이다. 이러한 생각은 앞의 실험결과로부터 입증되었다.

5. 결론

본 연구에서는 시스템 상황 변화에 적용하는 방법을 시간적응과 공간적응으로 구분하였다. 시간적응은 시간의 경과에 따라 변화하는 시스템 상황에 대처하기 위하여 여러 개의 작업배정규칙을 번갈아 사용하는 것을 나타낸다. 반면 공간적응은 기계가 각기 처한 상황에 적합한 형태의 작업배정규칙으로 적응하되, 시스템의 주어진 구성 안에서 전체의 조화를 추구하는 것을 의미한다.

본 연구에서 제안하는 공간적응절차에서는 어느 한 기계의 작업배정규칙을 결정하기 위하여 단계적 탐색에 의해 다른 기계에서 사용하는 운영전략을 반영하고 있으며, 작업배정규칙을 구성하는 요소로서의 의사결정기준에 작업 구성상 상호 관련된 다른 기계의 상황을 반영함으로써 기계의 개별적 상황의 반영과 동시에 시스템 전체적인 조화를 추구하였다.

제안된 공간적응절차를 반도체 웨이퍼 가공 공정에 적용하였다. 각 기계가 공간적응절차에 의해 찾은 작업배정규칙을 이용한 경우가 기존의 작업배정규칙을 모든 기계에 동일하게 적용한 경우보다 좋은 수행도와 작은 산포를 보였다. 따라서 개별상황을 흡수하되 전체적인 조화를 추구하는 공간적응을 통해 환경적 요인의 변화에 대해 비교적 적은 영향을 받고 일관되게 좋은 수행도를 보이는 운영전략을 획득할 수 있었다. 또한 공간적

응절차는 평균 기계이용률이 높은 몇 대의 기계만을 학습시켜도 충분한 학습효과가 있었고, 기본작업배정규칙으로 무엇을 사용하느냐에 영향을 받지 않았다.

반도체 웨이퍼 가공 공정과 같이 시간경과에 따른 시스템 상황의 변화가 비교적 적은 흐름공정에서는 시간적응보다는 공간적응에 의해 수행도 향상을 이룰 수 있을 것이다. 반면 유연생산시스템과 같이 시간경과에 따라 시스템의 상황이 많이 변화하는 시스템에서는 시간적응과 공간적응이 동시에 고려되어야 할 것이다. 추후 연구과제는 시간적응과 공간적응이 모두 필요한 시스템에서 이를 구현하는 방법의 개발과, 공간적응에서 가중치 공간을 좀더 효율적으로 탐색하는 방법을 개발하는 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 다구치, 품질설계를 위한 실험계획법, 한국표준협회, 1991.
- [2] Adachi, T., Moodie, C.L., and Talavage, J. J., "A Pattern-recognition-based method for controlling a multi-loop production system," *Int. J. Prod. Res.*, Vol.26, No.12, pp. 1943-1957, 1988.
- [3] Adachi, T., Talavage, J.J., and Moodie, C. L., "A rule-based control method for a multi-loop production system," *AI inEng.*, Vol.4, No.3, pp.115-125, 1989.
- [4] Atherton, R.W., and Dayhoff, J.E., "Signature analysis: Simulation of inventory, cycle time, and throughput trade-offs in wafer fabrication," *IEEE Trans. Compo*

- nents, Hybrids, and Manufacturing Technology, Vol.CHMT-9, No.4, pp.498-507, 1987.
- [5] Aytug, H., Bhattacharyya, S., Koehler, G. J., and Snowdon, J.L., "A review of machine learning in scheduling," *IEEE Trans. Eng. Mngt*, Vol.41, No.2, pp. 165-171, 1994.
- [6] Baker, K.R., "Sequencing rules and due-date assignments in a job shop," *Mngt. Sci.*, Vol.30, No.9, pp.1093-1104, 1984.
- [7] Blackstone, J.H., Jr, Phillips, D.H., and Hogg, G.L., "A state-of-the-art survey of dispatching rules for manufacturing job shop operations," *Int. J. Prod. Res.*, Vol. 20, No.1, pp.27-45, 1982.
- [8] Byrne, D.M., and Taguchi, S., "The Taguchi approach to parameter design," *Quality Progress*, pp.19-26, December 1987.
- [9] Chiu, C., and Yih, Y., "A learning-based methodology for dynamic scheduling in distributed manufacturing systems," *Int. J. Prod. Res.*, Vol.33, No.11, pp.3217-3232, 1995.
- [10] Dayhoff, J.E., and Atherton, R.W., "Signature analysis of dispatch schemes in wafer fabrication," *IEEE Trans. Components, Hybrids, and Manufacturing Technology*, Vol.CHMT-9, No.4, pp.518-525, 1986.
- [11] Dooley, K.J., and Mahmoodi, F., "Identification of robust scheduling heuristics: Application of Taguchi methods in simulation studies," *Computers Ind. Engng.*, Vol.22, No.4, pp.359-368, 1992.
- [12] Glassey, C.R., and Resende, M.G.C., "Closed-loop job release control for VLSI circuit manufacturing," *IEEE Trans. SMC*, Vol.1, No.1, pp.36-46, 1988.
- [13] Grabot, B., and Geneste, L., "Dispatching rules in scheduling: A fuzzy approach," *Int. J. Prod. Res.*, Vol.32, No.4, pp. 903-915, 1994.
- [14] Graves, S.C., Meal, H.C., Stefek, D., and Zeghmi, A.H., "Scheduling of re-entrant flow shops," *J. Oper. Mngt*, Vol.3, No.4, pp.197-207, 1983.
- [15] Graves, S. C., "A review of production scheduling," *Oper. Res.*, Vol.29, pp. 646-675, 1981.
- [16] Ishii, N., and Talavage, J.J., "A transient-based real-time scheduling algorithm in FMS," *Int. J. Prod. Res.*, Vol.29, No.12, pp.2501-2520, 1991.
- [17] Ishii, N., and Talavage, J.J., "A mixed dispatching rule approach in FMS scheduling," *Int. J. FMS*, 6, pp.69-87, 1994.
- [18] Johri, P.K., "Practical issues in scheduling and dispatching in semiconductor wafer fabrication," *J. Mnfg. Sys*, Vol.12, No.6, pp.474-486.
- [19] Lozinsky, C., and Glassey, C.R., "Bottleneck starvation indicators for shop floor control," *IEEE Trans. Semi. Mnfg*, Vol.1, No.3, pp.147-153, 1988.
- [20] Nakasuka, S., and Yoshida, T., "Dynamic scheduling system utilizing machine learning as a knowledge acquisition tool," *Int. J. Prod. Res.*, Vol.30, No.2, pp.411-431,

- 1992.
- [21] Panwalkar, S.S., and Iskander, W., "A survey of scheduling rules," *Oper. Res.*, Vol.25, No.1, pp.45-61, 1977.
- [22] Phadke, M.S., *Quality engineering using robust design*, PTR Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [23] Pignatiello, J.J., Jr, "An overview of the strategy and tactics of Taguchi," *IIE Trans.*, Vol.20, No.3, pp.247-254, 1988.
- [24] Piramuthu, S., Raman, N., and Shaw, M. J., "Learning-based scheduling in a flexible manufacturing flow line," *IEEE Trans. Eng. Mngt*, Vol.41, No.2, pp.172-182, 1994.
- [25] Rodammer, F.A., "A recent survey of production scheduling," *IEEE Trans. SMC*, Vol.18, No.6, pp.841-851, November/December 1988.
- [26] Shaw, M.J., Park, S., and Raman, N., "Intelligent scheduling with machine learning capabilities: The induction of scheduling knowledge," *IIE Trans.*, Vol.24, No. 2, pp.156-168, 1992.
- [27] Uzsoy, R., Lee, C.Y., and Martin-Vega, L.A., "A review of production planning and scheduling models in the semiconductor industry part I: System characteristics, performance evaluation and production planning," *IIE Trans.*, Vol.24, No.4, pp. 47-60, 1992.
- [28] Uzsoy, R., Lee, C.Y., and Martin-Vega, L.A., "A review of production planning and scheduling models in the semiconductor industry part II: Shop-floor control," *IIE Trans.*, Vol.26, No.5, pp.44-55, 1994.
- [29] Wein, L.M., "Scheduling semiconductor wafer fabrication," *IEEE Trans. Semi. Mnfg.*, Vol.1, No.3, pp.115-130, 1988.
- [30] Wu, S.D., and Wysk, R.A., "An application of discrete-event simulation to on-line control and scheduling in flexible manufacturing," *Int. J. Prod. Res.*, Vol.27, No.9, pp.1603-1623, 1989.