

고속 열처리공정 시스템의 퍼지 Run-by-Run 제어기 설계

Design of Fuzzy Logic Run-by-Run Controller for Rapid Thermal Processing System

이 석 주, 우 광 방
(Seok-Joo Yi and Kwang-Bang Woo)

Abstract : A fuzzy logic Run-by-Run (RbR) controller and an in-line wafer characteristics prediction scheme for the rapid thermal processing system have been developed for the study of process repeatability. The fuzzy logic RbR controller provides a framework for controlling a process which is subject to disturbances such as shifts and drifts as a normal part of its operation. The fuzzy logic RbR controller combines the advantages of both fuzzy logic and feedback control. It has two components' fuzzy logic diagnostic system and model modification system. At first, a neural network model is constructed with the I/O data collected during the designed experiments. The wafer state after each run is assessed by the fuzzy logic diagnostic system with featuring step. The model modification system updates the existing neural network process model in case of process shift or drift, and then select a new recipe based on the updated model using genetic algorithm. After this procedure, wafer characteristics are predicted from the in-line wafer characteristics prediction model with principal component analysis. The fuzzy logic RbR controller has been applied to the control of Titanium SALICIDE process. After completing all of the above, it follows that: 1) the fuzzy logic RbR controller can compensate the process drift, and 2) the in-line wafer characteristics prediction scheme can reduce the measurement cost and time.

Keywords : rapid thermal process, run-by-run control, in-line prediction, principal component analysis

I. 서론

현재 RTP 시스템에 대한 연구 중 가장 많은 부분을 차지하고 있는 분야가 시스템 설계 및 제어기 설계 분야이다. 그러나 이러한 시스템 설계 및 온도균일도 확보를 위한 실시간 제어기 설계 분야는 많은 연구가 진행되고 있지만 RTP 시스템의 운용에 있어서 가장 중요하다고 생각할 수 있는 공정 반복도(repeatability) 및 장기간의 RTP 시스템 운용에 대한 연구는 그다지 많지 않은 상황이다.

일반적으로 반도체 장비에 대한 장기간의 공정특성을 관찰해 보면 시간이 지남에 따라 공정실 내부에 형성된 미세한 박막과 장비 자체의 노후화 등에 의해 공정특성이 점진적으로 변동하는 것을 볼 수 있다. 결과적으로 초기상태에 결정된 모델 파라미터 및 제어입력(recipe)으로는 이러한 변동을 보상할 수 없게 된다. 따라서 RTP 시스템에 대한 공정의 반복성을 확보하려면 각각의 run이 끝날 때마다 웨이퍼의 출력특성을 관찰하고, 출력특성에 대한 이상이 발견되면 이를 바탕으로 한 새로운 recipe를 산출하여 다음 run에 적용시키는 RbR 제어기법이 필수적으로 요구된다.

MacGregor [1]는 기존의 통계적 공정관리 (statistical process control: SPC)와 제환제어의 상대적인 장단점을 비교, 분석하였고, Hunter [2]는 EWMA (exponentially

weighted moving average)에 기초한 제환제어기법을 제시하였다. 또한 Hu [3]는 장비데이터와 경험적인 정보, 지능적인 추론을 Bayesian statistics와 결합시킨 Bayesian 제어기를 제안하여 공정에 대한 모든 정보들을 효과적으로 통합할 수 있는 기초를 마련하였다. Sach [4] 등은 SPC와 제환제어를 결합한 형태의 RbR 제어기법을 제안하였다. 공정특성의 변동을 SPC에 의해 공정 노이즈의 표준편차 대비 2σ 이상의 변동은 급진적 모드로, 그 이하의 변동은 점진적 모드로 분류하여 각 경우에 대한 새로운 제어입력을 설정하는 제환제어를 수행하였으나, 공정모델을 회귀모델로 구성하여 모델 자체의 정확도가 떨어지며 제어입력의 수가 많아질수록 회귀모델의 구성에 많은 노력이 필요하다는 단점을 보인다.

기존의 RTP 시스템 운용에서 이러한 장비 내에서 공정이 진행되는 동안 예측할 수 없는 웨이퍼 특성에 대해서는 공정이 끝난 웨이퍼를 공정실에서 꺼내 특성치를 측정한다. 다음 이를 바탕으로 새로운 제어입력을 공정 오퍼레이터의 경험과 지식에 의해 설정해주고 있기 때문에 이에 따른 소요시간과 생산성 저하라는 문제는 개선될 여지가 있는 실정이다.

본 논문에서는 RTP 시스템의 퍼지 RbR 제어기 및 공정이 끝난 직후 웨이퍼 특성을 예측할 수 있는 in-line 웨이퍼 특성 예측 기법을 제안하였다.

퍼지 RbR 제어기는 퍼지진단 시스템과 모델수정 시스템으로 구성된다. 퍼지진단 시스템은 공정의 제어입력과 공정이 끝난 웨이퍼 상태와의 연관관계를 진단하며 모델수정 시스템을 통해 모델 파라미터들을 수정한 다음 이를

접수일자 : 1998. 11. 11., 수정완료 : 1999. 7. 28.

이석주 : 한국과학기술연구원 지능제어연구센터

우광방 : 연세대학교 자동화기술연구소

※ 본 논문은 정보통신연구관리단체에서 지원하여 연구하였습니다.
(과제번호:97-G-0629)

기초로 한 새로운 제어입력을 설정하게 된다. 그리고 in-line 웨이퍼 특성 예측 모델은 각 run이 끝나고 난 직후 수집된 온도데이터에 대한 주요요소 분석을 통해 웨이퍼 특성을 예측한다.

실험에 사용된 RTP 장비는 독일 AST사의 SHS 200MA 시스템으로서 한 개의 pyrometer가 장착되어 웨이퍼 아래면 중앙의 온도를 계측하며 일반 pilot line 및 연구용으로 상용화되어있는 장비이다 따라서 본 논문에서는 RTP 장비에 대한 어느 정도의 안정성이 확보되어있다는 가정 하에 장기간의 장비 운용에 의해 발생하는 공정변동 즉 run-wise strongly correlated된 외란 만을 고려하여 RbR 제어를 구성하였다.

제안된 퍼지 RbR 제어기 및 in-line 웨이퍼 특성 예측 기법은 티타늄 SALICIDE (Self-Aligned sLICIDE) 공정 실험 및 모의실험을 통해 그 실효성을 검증하였다.

II. 퍼지 Run-by-Run 제어기 설계

장비에서의 데이터 계측이 어렵거나 많은 시간을 필요로 하는 경우에는 당면한 문제에 대한 공정 오퍼레이터의 주관적인 지식 및 경험을 이용하여 보상될 수 있다. 퍼지 이론은 이와 같은 비정량화된 주관적 지식에 대한 표현이 가능하기 때문에 많은 연구분야 특히 진단 및 제어분야에서 각광을 받고 있다 [5][6]. 제안된 퍼지 RbR 제어기는 웨이퍼 상태의 진단을 위한 퍼지 진단 시스템 (fuzzy logic diagnostic system : FDS)과 모델 수정 및 새로운 제어입력을 탐색하는 모델 수정 시스템 (model modification system : MMS)으로 구성된다. 퍼지 진단 시스템은 공정 중 계측되는 실시간 데이터를 이용하여 공정이 끝난 직후 웨이퍼의 상태를 진단하게 된다. 이때 필요한 지식은 퍼지 규칙에 의해 규정되며 퍼지 규칙은 공정 오퍼레이터의 경험에 의해 초기 규칙이 생성된다. 모델 수정 시스템은 퍼지 진단 시스템의 진단에 근거하여 공정변동을 보상할 수 있는 새로운 제어입력을 탐색하게 된다. 그림 1은 제안된

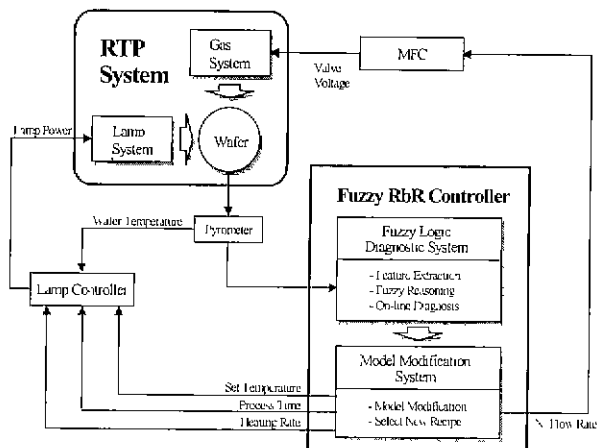


그림 1. RTP 시스템 및 제안된 퍼지 RbR 제어기의 개념적 구조.

Fig 1. Schematics of fuzzy RbR controller with

RTP system.

퍼지 RbR 제어기의 개념적 구조와 RTP 시스템과의 연관관계를, 그림 2는 이러한 퍼지 RbR 제어의 흐름을 보여준다.

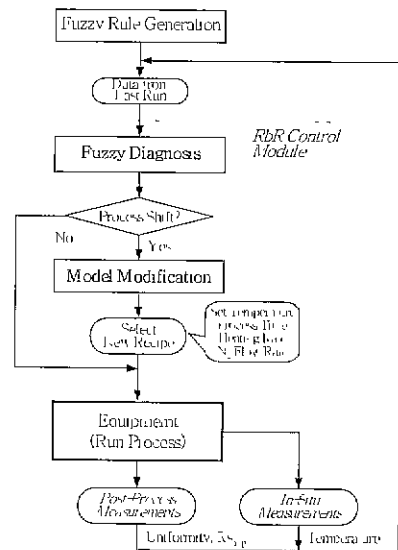


그림 2 제안된 퍼지 RbR 제어의 전체 흐름도.

Fig. 2. Flow of fuzzy RbR control scheme.

1. 퍼지진단 시스템

제안된 퍼지 진단 시스템은 각각의 웨이퍼에 대한 run이 진행되는 동안 장비에서 수집되는 실시간 데이터를 표본 추출하여 필요한 특징들을 찾아내는 특징화 단계 (featuring level)와 이러한 특징들을 근거로 하여 웨이퍼 상태에 대한 진단을 수행하는 진단 단계 (diagnostic level)로 구성된다. 제안된 퍼지 진단 시스템은 그림 3과 같은 단계를 갖는다. 퍼지 진단을 위한 특징으로서 온도데이터를 진단의 기준으로 설정하였다. 일반적으로 웨이퍼의 실제 온도는 얼마간의 시간 지연과 오버슈트 (over-shoot), 언더슈트 (undershoot) 등의 현상을 보이게 된다. 이러한 온도데이터는 장비 및 웨이퍼, 그리고 공정상태에 대한 함축적인 정보를 포함하게 되므로 웨이퍼 상태를 판단할 수 있는 가장 중요한 관계설정 변수로서 생각할 수 있기 때문에 설정 온도와 실제 웨이퍼 온도와의 평균자승근 오차 (root mean square error: RMS)와 최고 설정온도의 90%에 해당하는 온도까지 도달하는 데 소요되는 시간인 상승시간 (rise time)을 공정의 특징 (feature) 으로서 선정하였다. 따라서 웨이퍼 상태에 대한 퍼지 진단을 수행하려

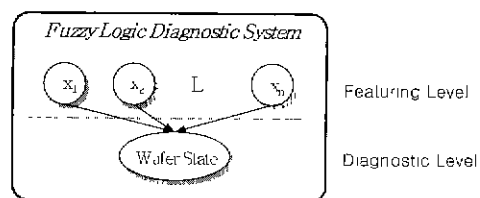


그림 3. 퍼지 진단 시스템 개요.

Fig. 3. Schematics of FDS.

먼저 이러한 특징화 작업이 우선되어야 하고 이는 특징화 단계에서 이루어진다.

퍼지진단 시스템에 사용된 퍼지 추론은 if-then 퍼지 규칙의 전건부 (antecedent part) 변수와 후건부 (consequent part) 변수가 모두 언어적 변수로 표현되는 Mamdani 퍼지 추론을 사용하였다. 이 때 2개의 입력변수와 1개의 출력변수에 대한 퍼지 규칙은 다음과 같은 형태를 가지게 된다.

$$R^i. \text{ If } x_1 \text{ is } A', x_2 \text{ is } B' \text{ then } y' \text{ is } C'. \quad (1)$$

여기서, R^i 는 i 번째 퍼지 규칙, x_j 는 j 번째 입력변수, y' 는 규칙 i 에 대한 출력, 그리고 A', B' 는 전건부 퍼지 집합의 소속함수, C' 는 후건부 퍼지 집합의 소속함수를 나타낸다.

전건부의 언어적 변수로는 온도차 (RMS)와 상승시간 (rise time)을 선정하였고, 후건부의 언어적 변수로는 웨이퍼의 상태를 선정하였다. 그리고 하나의 웨이퍼에 대한 run이 끝나고 난 후 다음 run에 대한 진단 및 제어입력 탐색이 이루어져야 하기 때문에 계산상의 시간절감을 위해 소속함수의 형태는 가장 간단한 형태인 삼각형으로 선정하였다. 전건부의 입력변수인 온도차와 상승시간의 언어적 변수는 각각 'Big', 'Small', 'Near Zero', 그리고 'Slow', 'Normal'의 퍼지 집합으로 구성된다. 그리고 후건부의 웨이퍼 상태의 언어적 변수는 'Normal', 'Troublesome', 'Malfunction'으로 결정하였다.

2. 모델수정 시스템

퍼지 RbR 제어기의 모델 수정 시스템은 가장 일반적으로 발생할 수 있는 모든 상황들을 수용할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 퍼지 진단 시스템에서 설명한 바와 같이 웨이퍼의 상태를 특성치에 대한 통계적 분류방법이 아닌 '정상상태', '공정변동상태', 그리고 '오동작'이라는 세 가지 상태로 분류하여 '공정변동상태'인 경우에 모델 수정 및 제어입력 탐색을 수행하였다. '정상상태'는 공정 오퍼레이터에 의해 안정적이라 판단되는 허용기준 내에 웨이퍼의 특성치가 나타나는 경우, '공정변동상태'는 오동작 또는 고장이라고는 판단할 수 없지만 특성치가 안정적이라 판단되는 허용기준을 벗어난 경우, '오동작'은 다음 공정으로 웨이퍼를 보낼 수 없을 정도로 특성치가 한계값을 벗어나는 경우를 나타낸다고 할 수 있다. '오동작'의 경우에는 즉시 장비의 가동을 멈추고 특성치가 크게 변동한 원인분석이 이루어져야 하며 만일 장비의 고장으로 인한 특성치 변동이라면 장비에 대한 복구가 이루어져야 한다. 하지만 '공정변동상태'에서는 공정실 내벽에 쌓이는 공정 부산물의 박막이나 장비의 노후화에 의해 점진적으로 장비의 특성이 변화해 가는 과정이라 할 수 있으므로 적절한 제어입력을 새로 선정해 준다면 특성치가 허용 범위 이내로 수렴할 수 있을 것이다.

모델 수정 시스템은 웨이퍼 상태를 분류하는 분류 단계와 모델 수정 및 새로운 제어입력을 탐색하는 수정 단계로 구성된다.

이와 같이 '공정변동상태'로 분류되면 이때의 제어입력과 출력 특성치를 하나의 학습 패턴으로 설정하여 이미 구축되어있는 신경회로망 모델의 학습에 이용된 학습패턴에 추가하여 신경회로망 모델을 재학습시킴으로서 모델 수정이 수행된다. 이 때, '공정변동상태'로 분류된 run의 제어입력값이 이미 구축되어있는 신경회로망 모델의 학습에 이용된 학습패턴 중 하나라면 이전의 제어입력과 출력 패턴을 제거하고 새로운 제어입력과 출력을 패턴으로 지정하여 신경회로망 모델을 재학습시키게 된다. 이와 같이 수정된 모델을 통한 새로운 제어입력 탐색은 유전알고리즘에 의해 이루어진다.

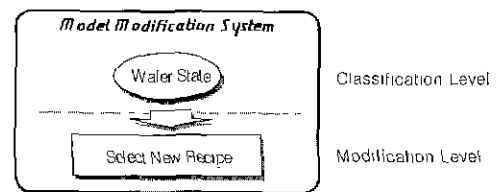


그림 4. 모델 수정 시스템의 개요.

Fig. 4. Schematics of MMS.

유전 알고리즘은 자연도태와 유전적 성질에 기초한 탐색알고리즘으로 최적화 하고자 하는 파라미터를 유한길이의 문자열로 코딩하여 여러 세대를 지나는 동안 선택, 교배, 돌연변이의 과정을 거쳐 최적 해를 찾는 알고리즘이다 [7]. 최적제어입력탐색을 위한 유전 알고리즘의 적용은 아래의 단계를 거쳐 수행된다.

Select New Recipe by Genetic Algorithm

Step 1 : Create initial generation. 최적제어입력의 후보가 되는 문자열의 집단을 임의로 발생시킨다.

Step 2 : Calculate fitness value of each string. 문자열의 이진값들을 원래의 값으로 디코딩한 뒤, 학습된 모델에 의해 출력값을 얻는다. (2)에 의해 목표 출력값과 계산에 의해 구한 출력값 사이의 오차를 구한다. 이 값을 평가지표 (performance index : PI)라 하며 적합도 F 는 평가지표의 역수를 취해 구한다.

$$F = \frac{1}{PI} \quad (2)$$

Step 3 : Check stop condition. 적합도가 목표치 이하이거나 세대수가 지정세대수를 넘어가면 종료한다.

Step 4 : Create new generation. [4-1] 새로운 세대수를 $(k+1)$ 로 하면, $(k+1)$ 세대는 (k) 세대의 개체를 재생, 선택을 통한 교배와 돌연변이에 의해 집단을 생성한다.

[4-2] [4-1]의 단계를 집단의 개체수만큼 수행하여 새로운 세대를 생성하고 완료되면 [Step 2]로 돌아간다.

그림 5는 모델 수정 및 최적 제어입력의 탐색 순서도를 보인다

III. In-line 웨이퍼 특성 예측 모델

제한된 퍼지 RbR 제어를 수행하려면 각 run이 끝난 직

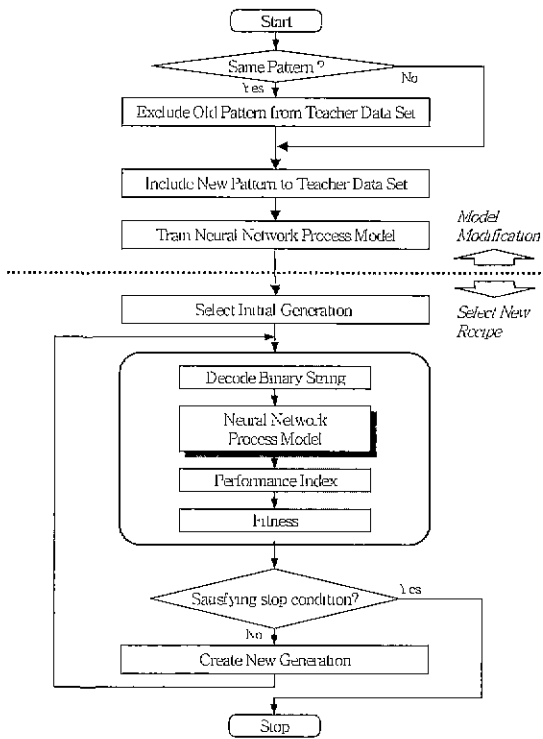


그림 5 유전알고리즘에 의한 제어입력 탐색 순서도.
Fig. 5. Flowchart of recipe tracking using GA.

후 공정출력에 대한 계측이 이루어져야 한다. 하지만 티타늄 SALICIDE 공정의 공정출력인 면저항 (sheet resistance)과 같이 장비 내에서 공정이 진행되는 동안 계측할 수 없는 웨이퍼 특성에 대해서는 공정이 끝난 웨이퍼를 공정실에서 꺼내 특성치를 계측한 다음 이를 바탕으로 새로운 제어입력을 공정 오퍼레이터의 경험과 지식에 의해 설정해주고 있기 때문에 이에 따른 소요시간과 생산성이라는 문제는 개선될 여지가 있는 실정이다.

따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 in-line 웨이퍼 특성 예측 기법을 제안하였다 [8]. 공정이 진행되는 동안 수집되는 웨이퍼의 온도계적은 장비 및 웨이퍼, 그리고 공정상태에 대한 함축적인 정보를 포함하게 되므로 웨이퍼 상태를 판단할 수 있는 가장 중요한 관계설정 변수로서 생각할 수 있다. 따라서 이러한 온도계적과 티타늄 SALICIDE 공정의 공정출력인 평균 면저항 및 면저항의 균일도에 대한 연관관계를 신경회로망 모델을 이용하여 off-line으로 학습시켜 놓으면 실제로 공정이 진행되는 동안 수집된 온도계적과 구축된 신경회로망을 통해 평균 면저항 및 균일도를 예측할 수 있다.

웨이퍼의 온도는 0.1초 단위로 샘플링 되면서 수백개의 데이터로 구성된다. 하지만 이러한 모든 데이터를 신경회로망 모델링을 위한 입력 데이터로 설정한다는 것은 불가능하며 온도계적의 특성을 파악하여 중요한 몇 개의 특징 요소들로서 전체 데이터를 표현할 수 있다는 전제하에 데이터의 차원을 줄여 모델링과 웨이퍼 특성 예측시 시간 단

축과 효율 향상을 이루어야 한다.

본 논문에서는 이와 같은 특성 추출과 데이터 차원의 감소를 위해 데이터의 에너지가 대부분 집중되어 있는 공간 좌표계를 찾아내어 선형과정으로서 특징지어지는 형태를 추출하는 주요요소 분석 (principal component analysis: PCA [9]) 기법을 도입하였다. 이와 같은 온도계적에 대한 주요요소 분석을 통해 추출된 주요요소를 입력으로 하고 티타늄 SALICIDE 공정의 출력변수인 평균 면저항과 균일도를 출력으로 하는 신경회로망 모델을 구축할 수 있게 된다. 이를 위해 실험에서 수집된 온도계적들에 대한 주요요소 분석을 통하여 온도계적의 주요요소들을 추출하고 이때의 평균 면저항과 균일도를 입출력 패턴으로 하는 교사 데이터를 구성하여 신경회로망을 off-line으로 학습시키게 된다. 학습이 끝나면 모델을 이용하여 공정이 끝난 직후 웨이퍼 특성, 즉 평균 면저항과 균일도를 예측할 수 있게 된다.

주요요소 분석 기법을 실제 데이터에 적용시키기 위해서는 각 run에 대한 데이터의 차수를 통일해야 하는데 본 논문에서는 이후에 사용될 데이터의 적용성을 확보하기 위해서 데이터의 차수를 700으로 설정하고 이보다 적은 수의 차수를 갖는 run의 데이터는 ramp down이 완료되어 공정이 종료된 직후부터 0으로 설정하여 주요요소분석 기법을 적용하였다. 이러한 off-line 학습과 in-line 웨이퍼 특성 예측은 다음과 같이 수행된다.

Flow of Off-Line Training

Step 1 : Collect temperature signal from designed experiments. 실험계획법에 의해 설계된 실험을 통해 온도 데이터를 수집한다.

Step 2 : Extract principal components of temperature signal (PCs). 수집된 온도 데이터에 대한 주요요소 분석을 통해 온도계적의 주요요소들을 추출한다.

Step 3 : Form a teacher data with PCs and Rs, U. 온도계적의 주요요소를 입력패턴으로, 평균 면저항과 균일도를 출력패턴으로 하는 교사 데이터를 구성한다.

Step 4 : Train neural network with teacher data. 구성된 교사 데이터를 이용하여 신경회로망 모델을 학습시킨다.

Flow of In-Line Wafer Characteristics Prediction

Step 1 : Collect temperature signal from last run. 공정이 끝난 직후 온도 데이터를 수집한다.

Step 2 : Extract principal components of temperature signal (PCs). 수집된 온도 데이터에 대한 주요요소 분석을 통해 온도계적의 주요요소들을 추출한다.

Step 3 : Feed PCs to the wafer prediction model. 온도계적의 주요요소들을 학습된 웨이퍼특성 예측모델에 적용하여 평균 면저항과 균일도를 예측한다.

그림 6은 이와 같은 in-line 웨이퍼 특성 예측 방법의 개요를 보여준다.

IV. 실험 및 결과고찰

본 논문에서 제안된 퍼지 RbR 제어기법을 검증하기 위해 적용한 공정은 티타늄 SALICIDE 공정이다. 실험에 사

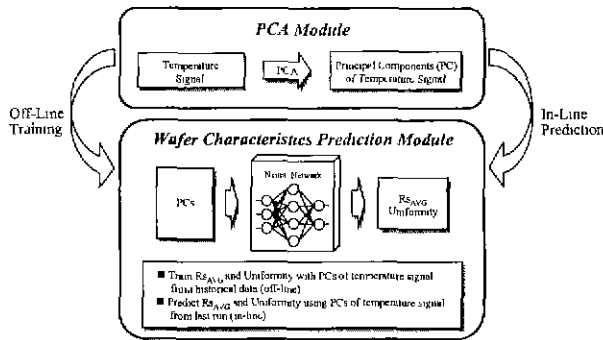


그림 6. In-line 웨이퍼 특성 예측 방법.
Fig. 6. In-line prediction of wafer characteristics.

용된 웨이퍼는 직경이 4인치이며, 결정방향 (1,0,0), 비저항 14~15Ω인 p+ type 웨이퍼이다. 초기 세정을 거쳐 약 1000Å 두께로 산화막을 형성시켰으며, 그 위에 3000Å의 poly-silicon 층을 증착한 다음 600Å의 타이타늄 층을 증착하였다.

티타늄 SALICIDE 공정의 공정출력은 생성된 티타늄 실리사이드의 면저항이다. 면저항은 웨이퍼에 증착된 박막의 두께에 대한 간접적인 지표로서 단위는 [Ω/square 또는 Ω/□] 이다. 측정에는 4탐침법 (4-point probe method)을 이용한 계측기에 의해 이루어졌다. 그림 7은 웨이퍼 상의 면저항 측정지점을 보여준다.

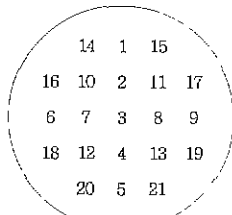


그림 7. 웨이퍼 상의 면저항 계측지점
Fig. 7. Measurement points for sheet resistance

경제적인 실험과 효율적인 분석을 위해 실시하는 실험계획법 (design of experiments : DOE)은 실험목적에 따라서 입출력 인자와 그 수준을 선택한 뒤 정해진 실험과 분석을 행하는 통계적 기법이다 [11]. 티타늄 SALICIDE 공정의 신경회로망 모델링을 위해 선택된 제어입력 변수와 그 허용 범위는 표 1과 같다.

제어입력 요소 (factor)가 4개인 티타늄 SALICIDE 공정에 대한 실험은 각각 2개의 수준 (level)을 갖게 되어 모두 $2^4=16$ 회의 실험을 수행해야 한다. 하지만 제어입력의 허용범위 내에서 보다 정확하고 충분한 데이터를 얻기 위하여 각 제어입력의 중간값에 대한 실험을 포함하여 모두 $2^4+1=17$ 회의 실험을 수행하였다. 표 2는 각 실험의 제어입력에 대한 수준을 보여주는 직교배열표이다.

각 실험에 대한 제어입력 및 공정 출력 데이터로 공정 모델의 학습을 위한 교사 데이터가 구성된다. 그림 8은 실

표 1. 티타늄 SALICIDE 공정의 제어입력 및 범위.

Table 1 Input parameters and ranges of titanium SALICIDE process

입력요소 [단위]	범위	
	하한값	상한값
설정온도 [°C]	700	800
공정시간 [sec]	20	40
가열율 [°C/sec]	30	60
N ₂ 흐름율 [slm]	4	8

표 2. 실험계획법에 의한 직교배열표.

Table 2 Table of orthogonal array from design of experiments.

력 실험	제어입 력	설정온 도 [°C]	공정시 간 [sec]	가열율 [°C/sec]	N ₂ 흐름율 [slm]
1		700	20	30	4
2		800	20	30	4
3		700	40	30	4
4		700	20	60	4
5		700	20	30	8
6		800	40	30	4
7		800	20	60	4
8		800	20	30	8
9		700	40	60	4
10		700	40	30	8
11		700	20	60	8
12		800	40	60	4
13		800	20	60	8
14		800	40	30	8
15		700	40	60	8
16		800	40	60	8
17		750	30	45	6

험7에서 수집된 실시간 데이터를 보여준다.

티타늄 SALICIDE 공정의 모델링에 사용된 신경회로망의 구조는 그림 9와 같다. 입력층은 각각 설정 온도, 설정 시간, 가열율, 그리고 N₂ 흐름율의 네 개의 노드로 구성되며 출력층은 평균 면저항과 균일도의 두 개의 노드로 구성된다. 학습에 필요한 학습 파라미터들은 표 3에 보여진다.

일반적으로 퍼지 규칙의 생성은 장기간의 데이터에 대한 클러스터링 등의 방법을 이용하여 이루어지게 된다. 하지만 이러한 데이터를 확보할 수 없는 경우에는 전문가의 직관적인 경험에 의해 퍼지 규칙이 생성될 수 있다. 본 논문에서는 티타늄 SALICIDE 공정에 대한 전문가의 경험을 바탕으로 직관적인 퍼지 규칙을 설정하였다. 입력변수 온도차는 3개의 언어적 변수를, 입력변수 상승시간은 2개의 언어적 변수를 가지므로 모두 6개의 규칙으로 모든 언어적

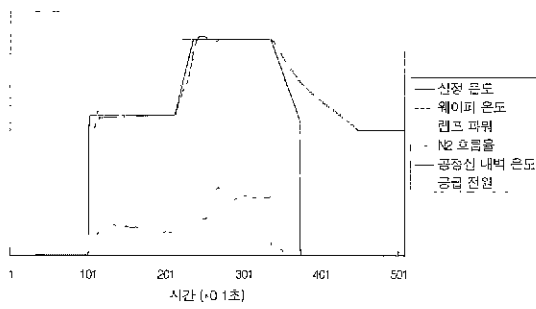


그림 8. [실험기에서 수집된 실시간 데이터.
Fig. 8. Real-time data from [Experiment7].

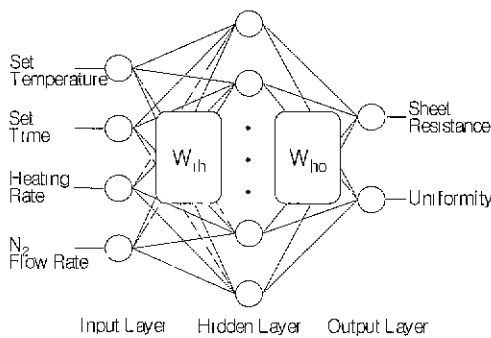


그림 9. 티타늄 SALICIDE 공정 모델링을 위한 신경회로망 구조.
Fig. 9. Structure of neural network for titanium SALICIDE process modeling.

표 3. 공정 모델링을 위한 학습 파라미터.
Table 3. Training parameters for process modeling.

파라미터	설정값
중간층의 노드 수	14
학습률	0.001
학습 허용 오차	1×10^{-6}

1. If temperature difference is 'Big' and rise time is 'Slow' then wafer state is 'Malfunction'.
2. If temperature difference is 'Big' and rise time is 'Normal' then wafer state is 'Troublesome'.
3. If temperature difference is 'Small' and rise time is 'Slow' then wafer state is 'Troublesome'.
4. If temperature difference is 'Small' and rise time is 'Normal' then wafer state is 'Normal'.
5. If temperature difference is 'NearZero' and rise time is 'Slow' then wafer state is 'Normal'.
6. If temperature difference is 'NearZero' and rise time is 'Normal' then wafer state is 'Normal'.

그림 10. 퍼지 진단 시스템을 위한 퍼지 규칙.
Fig. 10. Fuzzy Rules for FDS.

변수들을 포괄할 수 있게된다. 이와 같이 설정된 규칙은 다음과 같다.

각 언어적 변수에 대한 소속함수는 그림 11과 같다. 위와 같은 퍼지 진단 시스템에서 '공정변동상태'라고 진단된 경우 모델 수정 및 새로운 제어입력 탐색을 수행하였다. 제어입력 탐색은 그림 12와 같이 제어입력들을 이진수로 코딩하여 제어입력의 후보가 되는 문자열의 집단으로 구성된다.

다음으로는 in-line 웨이퍼 특성 모델을 구축하였다. 이를 위해 먼저 실험계획법에 의해 설계된 17회의 실험에 대한 온도계적으로부터 주요요소들을 추출하였다. 이 때 추출된 스코어에 따른 누적 빈화량(그림 13)을 살펴보면 거의 7개의 스코어에 대부분의 연관관계가 집중되어 있으며, 이는 7개의 스코어가 전체 온도계적을 대표할 수 있음을 의미한다.

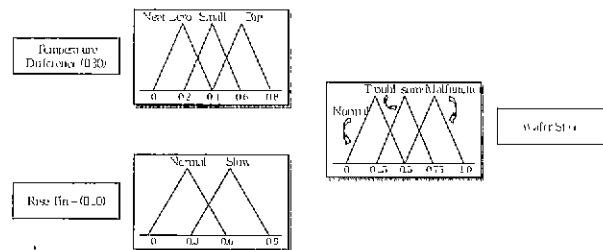


그림 11. 각 언어적 변수의 소속함수.
Fig. 11. Membership functions for each linguistic variable.

설정온도	설정시간	가열률	N ₂ 흐름률
100 (11bit)	0010 (4bit)	110..1 (5bit)	1101 (4bit)

그림 12 이진수로 코딩된 제어입력들의 문자열.
Fig. 12. Strings with binary codes for input factors

표 4. 유전 알고리즘의 파라미터.
Table 4 Parameters for genetic algorithm

파라미터	설정값
진화 세대 수	500
집단의 크기	100
총 문자열 길이	24
교배율	0.6
돌연변이율	0.03

따라서 7개의 스코어를 입력으로 하고 그때의 평균 면저항과 균일도를 출력으로 하는 in-line 웨이퍼 특성 예측 모델을 off-line으로 각 17회의 실험에 대해 학습시켰다. 이때의 학습 파라미터들은 표 5와 같다.

이와 같이 퍼지 진단 시스템과 모델 수정 시스템, 그리고 in-line 웨이퍼 특성 예측 모델을 구성하고 난 뒤 실험을 수행하였다. 실험은 가장 낮은 평균 면저항값을 보인

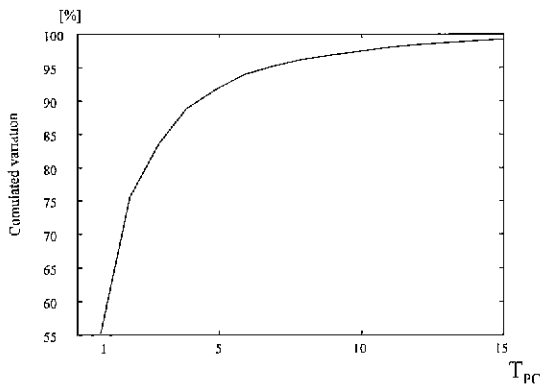


그림 13. 스코어에 따른 누적 변화량.
Fig. 13. Cumulative variation according to score.

표 5. 웨이퍼 특성 예측 모델을 위한 학습 파라미터.

Table 5. Training parameters for wafer characteristic prediction model.

파라미터	설정값
중간층의 노드 수	20
학습률	0.0001
학습 허용 오차	1×10^{-6}

실험6의 제어입력으로 진행되었다.

그러나 실제로 공정을 진행할 때 장기간의 공정변동이나 돌발적인 외란 등의 상황이 발생하는 것을 기대하기는 매우 어렵다. 따라서 이러한 상황을 만들기 위해 웨이퍼 시편을 웨이퍼 위에 올려놓고 공정을 진행시키는 방법을 선택하였다. 이와 같은 방법으로 실험을 진행한 결과 실제로 공정 특성이 공정 노이즈보다 크게 변동하는 상황을 이끌어낼 수 있었다. 이는 시편에 의해 램프의 복사열이 차단되어 그 부분의 온도가 저하될 것이라 이유와, 기존 웨이퍼의 열 질량 (thermal mass)에 시편의 열 질량이 더해져 램프에 의한 웨이퍼 온도의 제어가 힘들 것이라는 이유 때문으로 생각될 수 있을 것이다.

우선 run이 끝나고 난 직후 퍼지 진단 시스템에서 특징화 단계를 거쳐 온도차와 상승시간을 계산한 후 공정변동이 발생했는지를 판별하게 된다. 만일 공정변동상태로 판단될 경우 모델 수정 시스템에서 그때의 제어입력값과 변동된 공정특성값을 학습 패턴으로 추가하여 앞서 구축된 모델을 재학습시키고 재학습된 모델을 통해 유전 알고리즘을 이용한 새로운 제어입력 탐색을 수행하였다.

그림 14는 같은 run에 대한 균일도와 평균 면저항을 나타낸 그래프이다. 두 가지 공정특성 모두 공정 노이즈가 존재하긴 하지만 비교적 안정된 상태에서 공정이 진행되고 있다는 것을 알 수 있다. 하지만 인위적인 공정변동 상태를 만들기 위해 웨이퍼 위에 시편을 놓고 공정을 진행시킨 결과 균일도와 평균 면저항 모두 크게 변동하였다. 균일도의 경우 2번째 run에서부터 공정변동이 발생하여 퍼지 RbR 제어가 수행되는데 4번의 연속적인 run을

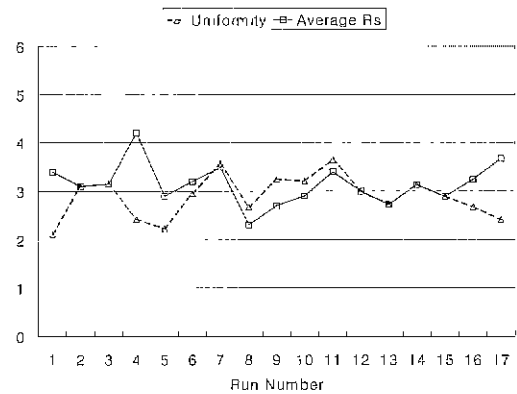


그림 14. 정상상태에서의 공정특성.
Fig. 14. Process characteristics in normal state.

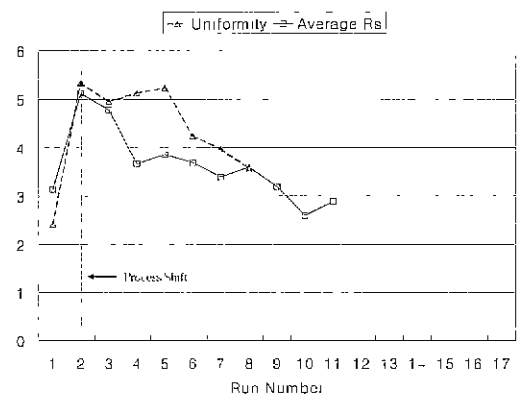


그림 15. 공정변동 상태에서의 퍼지 RbR 제어.
Fig. 15. Fuzzy logic RbR control for process shift.

표 6. 공정변동 상태의 새로운 제어입력.
Table 6. New recipes when process shift.

Run	설정온도	공정시간	가열율	N ₂ 흐름율
1	800	40	30	4
2	800	40	30	4
3	788	39	28	5
4	764	38	28	6
5	771	35	29	6
6	770	35	25	6
7	766	36	25	7
8	769	35	24	6
9	761	34	24	6
10	753	32	24	7
11	754	32	25	7

수행한 후에 공정 오퍼레이터로부터 허용 가능하다고 간주되는 한계값인 5% 이내로 수렴하는 모습을 볼 수 있다. 평균 면저항의 경우 8번의 run을 수행한 후 한계값인 3.4 Ω/□ 까지 감소하였다. 균일도의 경우에는 달리 한계값

이내로 수렴하는데 까지 다소 많은 run을 필요로 한다고 생각할 수 있다. 이는 웨이퍼에 증착된 다결정 실리콘 층과 티타늄 박막의 두께가 웨이퍼와 웨이퍼 사이에 균일하지 못하기 때문에 나타나는 현상이라 해석된다.

표 6은 공정변동 상태가 발생한 경우 모델수정 시스템을 통해 새로 탐색된 제어입력을 보여준다. 먼저 균일도를 살펴보면 균일도는 가열에 크게 영향을 받는다는 것을 알 수 있다. 또한 평균 면저항은 설정 온도 및 공정시간에 의해 많은 영향을 받으며 온도가 낮을수록, N2 흐름율이 클수록 평균 면저항이 작아지는 것을 살펴볼 수 있다.

결과적으로 본 논문에서 제안된 퍼지 RbR 제어기법을 실제의 티타늄 SALICIDE 공정에 적용하여 공정의 변동이 발생한 경우 기존의 공정 모델을 재학습시키고 재학습된 공정 모델을 토대로 하여 유전 알고리즘을 이용한 제어입력 탐색을 수행한 결과 퍼지 RbR 제어를 통해 8회 이내의 연속적인 run이 끝나고 난 뒤 한계값 이내로 수렴하는 것을 볼 수 있었다.

V. 결론

본 논문에서는 RTP 시스템의 운용에서 가장 중요한 문제라 할 수 있는 공정의 반복도 확보 및 공정변동의 보상을 위한 퍼지 RbR 제어기를 제안하였다. 대상 공정으로는 수 십 가지의 반도체 제품에 요구되는 실리콘사이드 형성을 위한 티타늄 SALICIDE 공정을 선정하였다.

제안된 퍼지 RbR 제어기를 구현하기 위해 먼저 적은 횟수의 실험으로 공정 특성을 파악하기 위하여 실험계획법에 따라 실험을 수행하고, 티타늄 SALICIDE 공정에 대한 신경회로망 모델을 구축하였다.

제안된 퍼지 RbR 제어기를 티타늄 SALICIDE 공정에 적용하여 실험을 수행한 결과 평균 7회의 연속적인 run 이내에 공정 특성의 한계값 이내로 수렴하였고 실험계획법에 의한 일관된 실험을 통해 공정 모델을 구축하고 퍼지 RbR 제어기를 설계함으로써 장비 및 공정 특성을 잘 반영할 수 있었으며 공정 전반에 걸쳐 티타늄 SALICIDE 공정의 출력특성을 효율적으로 관리할 수 있었다.

이를 토대로 하여 앞으로 1) 모델 수정 및 제어입력탐색에 소요되는 시간을 단축할 수 있는 알고리즘의 개발 및 2) 본 논문에서 제안된 퍼지 RbR 제어기법과 공정의 출력 특

성을 효과적으로 감시할 수 있는 통계적 공정관리기법과의 결합이 앞으로의 연구과제로 이어져야 할 것이다.

참고문헌

- [1] J. F. McGregor, "Interfaces between process control and on-line statistical process control," *Comp Syst, Technol. Div. Comm.*, vol. 10, pp. 9-20, 1987.
- [2] J. S. Hunter, "The exponentially weighted moving average," *J. Qual. Technol.*, vol. 18, pp.203-210, 1986.
- [3] A. Hu, "An optimal bayesian process controller for flexible manufacturing processes," Ph.D Thesis, Mechanical Eng. Dept., MIT, 1992.
- [4] E. Sach, A. Hu, and A. Ingolfsson, "Run by run process control: combining spc and feedback control," *IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing*, vol. 8, no. 1, pp. 26-43, Feb. 1995.
- [5] J. Tan, H et. al., "Efficient establishment of a fuzzy logic model for process modeling and control," *IEEE Trans. on Semiconductor Manufacturing*, vol. 8, no. 1, pp 50-61, Feb. 1995.
- [6] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of system and its applications to modeling and control," *IEEE SMC*, vol. 15, no. 1, pp. 116-132, 1985.
- [7] Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and machine Learning*, Addison-Wesley, 1989
- [8] 이석주, 차상엽, 최순력, 고택범, 우광방, "EPD 신호 제어를 이용한 개별 웨이퍼간 이상검출에 관한 연구," 제어·자동화·시스템공학 논문지, 제4권, 제4호, 1998.
- [9] J. E Jackson. *A User's Guide to Principal Components*. Wiley series in probabilistics and mathematical statistics, pp. 26-47, 1991.
- [10] R. C. Jaeger, *Introduction to Micro Electronic Fabrication (Modular Series on Solid State Devices: V.5)*, Addison-Wesley, MA, 1993.
- [11] G. E. P. Box, W. Hunter. and J. Hunter, *Statistics for Experimenters*. New York: Wiley, 1978.

이 석 주

제어·자동화·시스템공학논문지 제5권, 제4호, 참조

우 광 방

제어·자동화·시스템공학논문지 제5권, 제4호, 참조