

신경회로망을 이용한 플라즈마 식각공정의 최적운영과 이상검출에 관한 연구

A Study on The Optimal Operation and Malfunction Detection of Plasma Etching Utilizing Neural Network

고택범, 차상엽, 이석주, 최순혁, 우광방,
(Taek-Beom Koh, Sang-Yeob Cha, Seok-Ju Yi, Soon-Hyuk Choi and Kwang-Bang Woo)

Abstract : The purpose of this study is to provide an integrated process control system for plasma etching. The control system is designed to employ neural network for the modeling of plasma etching process and to utilize genetic algorithm to search for the appropriate selection of control input variables, and to provide a control chart to maintain the process output within a desired range in the real plasma etching process. The target equipment is the one operating in DRAM production lines. The result shows that the integrated system developed is practical value in the improved performance of plasma etching process.

Keywords : plasma etching, neural network modeling, genetic algorithm, recipe generation

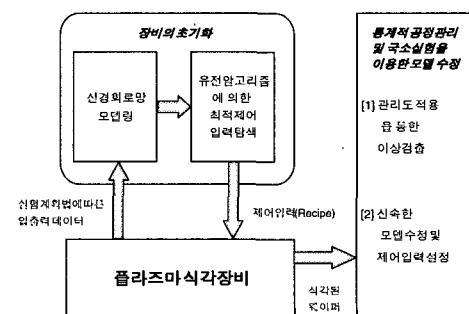
I. 서론

반도체 생산 공정은 다수의 복합 공정들로 구성되어 있으 며 각 공정의 효율적 운영과 전체 시스템의 체계적 관리에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 식각 공정은 반도체 핵심 공정으로 플라즈마를 이용한 건식 식각 공정이 도입되었으며 메모리형 반도체 양산라인의 경우, 식각 장비의 초기화에서부터 웨이퍼 양산에 적용하기까지 다양한 식각 공정 관리가 진행된다(그림 1(a) 참조).

May[1] 등은 실험 계획법에 따라 입출력 데이터를 획득하고 이를 바탕으로 회귀 분석 기법을 적용하여 이차 모델식을 구하는 방법을 식각 공정에 적용하였다. 설정된 모델식을 기반으로 전문가적 경험을 적용함으로써 특정 제어 입력(recipe)을 선택하게 되고 이에 따라 식각 공정이 진행된다. 이때 일정 배수(25배 또는 50배)의 웨이퍼 식각이 진행된 후 몇 장의 샘플 웨이퍼를 검색하여 전체 웨이퍼들의 식각 상태 여부를 판단한다. 그러나 플라즈마 공정의 화학적, 물리적 특성이 매우 복잡하여 이차 모델식으로는 장비의 기능을 정확하고 효율적으로 평가하지 못한다. Han[2] 등은 공정 특성이 식각 공정과 유사한 플라즈마 증착 공정의 모델링에서 신경회로망 기법이 기존의 통계적 방법보다 우수함을 보였으며 Himmel[3]과 Rietman[4] 등은 신경회로망을 이용하면 플라즈마 식각 공정을 통계적 기법에 의한 것보다 정확하게 모델링할 수 있음을 보였다. 그러나 예측 성능의 향상을 위해 신경회로망의 구조와 학습 파라미터를 최적화 해야 하고 신경회로망의 파라미터 수보다 적은 제한된 데이터를 이용해야 하므로 우수한 예측 성능을 갖는 신경회로망 모델을 개발하는데 어려움이 따른다. Kim[5]은 비선형 최적화 기법인 심플렉스 알고리즘[6]에 의해 최적화된 신경회로망을 이용한 플라즈마

마식각 공정의 모델링 방안을 제시하였으나, 심플렉스 알고리즘에 의한 최적화는 초기값에 민감한 영향을 받고 국부 수렴할 가능성이 많으므로 최적화된 신경회로망의 템파에 어려움이 따르게 된다. 또한 반도체 양산라인의 식각 장비는 시간이 경과함에 따라 반응실 내부에 쌓이는 부산물로 인하여 식각 특성의 변화가 발생하며 이러한 변화는 초기의 모델링에서 얻어지는 입력 값과는 다른 입력 값을 요구한다. 최근 Baker[7] 등은 신경회로망을 이용한 RIE(Reactive Ion Etching) 공정의 시계열 모델링에 의해 실시간 공정 검출이 가능함을 보였으나 이상 검출 대상 신호가 직접적인 지표가 되는 공정 출력이 아니고 공정 입력의 일종인 가스 흐름을이며 관리도의 신뢰성에 대한 문제점이 Yazici[8] 등의 발표에서 제기되었다.

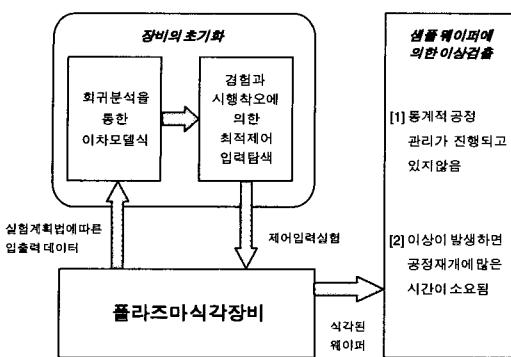
본 논문에서는 보다 체계적이고 실용성 있는 플라즈마 식각 장비의 모델링을 위해 신경회로망 기법을 적용하고 시행착오와 전문가적 경험에 의존해온 제어 입력(recipe)의 템파를 위해 유전 알고리즘과 컴플렉스 알고리즘[6]을 병합, 적용하는 기법을 제안한다. 또한 현재의 양산라인에서의 다양한 형태의 작업 공정의 영향과 측정 오차, 부정확한 입력 설정, 원자재의 변동 등에 기인하는 비정상 원인에 의해 발생하는 공정 이탈의 감지 및 복구를 위한



(a) DRAM 양산라인 현장에서의 플라즈마 식각 공정

접수일자 : 1997. 7. 4., 수정완료 : 1998. 5. 9.

고택범, 차상엽, 이석주, 우광방 : 연세대학교 전기공학과
최순혁 : LG 전자 연구원



(b) 플라즈마 식각공정을 위한 통합공정관리시스템

그림 1. 플라즈마 식각공정 비교.

Fig. 1. The comparison of the plasma etching process.

통계적 이상검출과 효율적인 국소모델수정 기법을 개발하고자 한다. 그림 1(b)는 본 논문에서 제안한 플라즈마 식각을 위한 통합공정관리 시스템의 구조도이다.

II. 플라즈마 식각공정의 최적운영과 이상검출

플라즈마 식각공정은 다수의 입력변수를 가지며 입출력관계가 비선형성을 나타낸다. 기존의 입력출력관계 분석을 위한 이차회귀모델식은 입력간의 교차효과의 일부분만 고려할 수 있기 때문에 모델링의 효율성이 현저히 감퇴된다. 또한 이러한 모델식은 최적제어입력을 얻기 위하여 직접적으로 사용할 수 없고 간접지표로써 많은 시간과 시행착오를 거치게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 적절히 해결할 수 있는 신경회로망기법을 사용하고 동시에 유전알고리즘과의 병합처리로 최적의 제어입력(recipe) 탐색에 적용토록 하였다. 또한 현장에서 시행되는 샘플웨이퍼의 검사를 통한 단순 이상검출 방식에서 벗어나 통계적인 공정관리 기법을 적용하였다. 통계적 공정관리에서는 관리도를 통한 이상검출의 색출 및 기록 보존과 함께 한계치를 벗어나는 이상 발생시에 정확하면서도 경제적 규모가 되는 국소실험을 통한 모델수정 및 제어입력 변경이 진행되도록 한다.

1. 신경회로망에 의한 식각공정의 모델링

현장에서 운영중인 식각공정의 모델링은 실험계획법에 따라 실험을 수행한 후 선택된 출력에 대한 후보입력들의 효과를 분석하여 입력변수를 선택하고, 입출력 실험데이터를 토대로 출력의 비선형성을 고려한 이차회귀모델식을 구해 이를 그래프로 그려 그 경향을 참조 입력관계를 파악한다[9]. 그러나 입출력상호간의 교차효과를 전부 고려하지 못하고 일부만을 포함하므로 식각공정과 같이 비선형적 입출력 특성을 표기하기에는 그 정확도에 한계가 있다. 신경회로망은 퍼지와 함께 구조적 특성 때문에 비선형적 입출력 특성을 잘 학습하고, 표시할 수 있다[10][11]. 본 논문에서 식각공정의 모델링을 위해 사용하는 신경회로망은 그림 2와 같이 입력층, 중간층, 출력층으로 구성되며 그 사이에 연결하중을 갖는다.

각각의 층들은 다수의 뉴런들로 구성되고 중간층의 뉴

런은 시그모이드 함수 특성을 갖는다. 입력층은 외부환경으로부터 입력정보를 받아들여 중간층으로 전달되고 중간층에서는 입력정보에 대한 성질이나 특징들을 추출하여 이것을 이용한 출력정보를 출력층에서 외부세계로 내보낸다. 즉, 신경회로망은 학습하기 위한 각각의 입출력 데이터 쌍에 대하여 임의의 연결하중을 이용해서 분석하고 출력층에서 분석된 출력정보를 내보낸다.

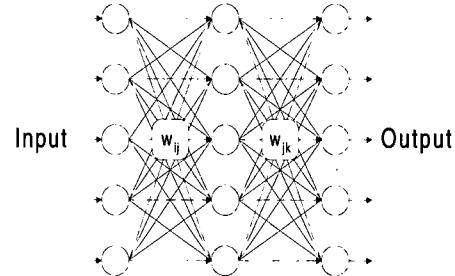


그림 2. 신경회로망의 구조.

Fig. 2. The structure of neural network.

이때 분석된 정보와 실제정보를 토대로 (1)과 같이 오차가 계산되고 신경회로망은 이 오차를 줄이는 방향으로 중간층-출력층, 입력층-중간층간의 연결하중에 저장된 값을 차례로 바꾸어나간다. 이러한 알고리즘을 최급강하법[12]을 기반으로 한 Feed Forward Error Back Propagation (FFEBP) 알고리즘이라 하며[11], 주어진 입출력데이터 집합간에 임의의 대응관계를 잘 학습하여 출력오차가 사용자가 원하는 값 또는 생산공정에서 허용할 수 있는 학습허용오차 이하로 감소하면 학습은 끝나고 모델링이 완성된다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (T_i - O_i)^2 \quad (1)$$

여기서, T_i 는 i 번째의 실제 출력정보이고 O_i 는 신경회로망에 의해 계산된 출력정보이며 n 은 실험계획법에 의해 얻은 입출력 데이터 쌍의 전체개수이다.

2. 유전알고리즘에 의한 최적제어입력(optimal recipe) 설정
모델링을 이용하여 식각공정 특성파악이 이루어지며 따라서 정확한 모델링은 공정운영에 중요한 영향을 준다. 모델링이 완료된 식각장비는 이를 기초로 하여 식각공정 수행(run)을 위한 제어입력의 설정이 요구된다. 반도체 양산라인의 경우, 일단 제어입력이 설정되면 일괄 생산방식으로 RAM을 생산하기 때문에 최적제어입력의 설정에 큰 비중을 둔다. 그러나 기존의 모델식은 입력에

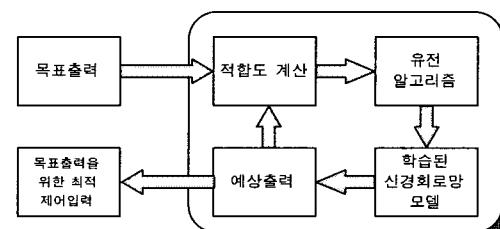


그림 3. 최적제어입력의 탐색.

Fig. 3. Search for the optimal control inputs.

대하여 출력이 결정되며 따라서 원하는 출력에 대한 입력을 수식적으로 추정하기가 어렵고 정밀도는 더욱 떨어진다. 본 논문에서는 학습이 완료된 신경회로망 모델과 이를 유전알고리즘과 병용하여 최적의 제어입력(Recipe) 탐색을 하게된다. 그림 3은 이러한 탐색 흐름도를 보여준다.

유전알고리즘은 생태계의 유전적 성질에 기초를 두고 있으며 개체(population)들을 재생(reproduction), 교배(crossover), 돌연변이(mutation) 등의 연산을 반복하여 임의의 범위에서 탐색을 행하는 최적화 기법이다[13][14]. 다른 최적화 기법과는 달리 입체적으로 최적치를 탐색하기 때문에 국소값(local minimum)에 잠입될 위험이 적고 코딩, 보조정보의 불필요, 랜덤화된 연산자들의 직접사용이라는 특성으로 인해 식각공정과 같이 복잡한 최적화 문제나 최적치 탐색에서 뛰어난 장인성을 발휘한다. 사용된 유전알고리즘 프로그램은 이미 최적화된 신경회로망 모델을 갖고 제어입력값을 진화시켜 최적의 제어입력을 탐색한다. 식각공정의 최적제어입력탐색을 위해서는 탐색대상이 되는 제어입력들이 일정한 범위를 갖고 있는데 이 범위 안에서 여러 가지 입력값을 이진수 문자열로 바꾸어 임의의 수만큼 랜덤하게 발생시킨다(그림 4). 만들어진 문자열은 개체가 되며 이들의 집합이 “초기세대”를 형성한다.

0.01	00..11	01..01	10.00	01..11	00.01
입력 1	입력 2	입력 3	입력 4	입력 5	입력 6

그림 4. 이진화 된 개체.

Fig. 4. Binary population.

그림 3에서 목표출력값을 설정되면 개체들은 학습된 신경회로망의 입력이 되며 여기서 얻어진 출력값과 목표 출력값과의 오차가 (2), 성능평가지표(PI)가 된다. PI의 역수가 그 개체가 갖는 적합도(F), (3)이 되며 초기세대의 모든 개체는 적합도를 갖는다.

$$PI = (\text{목표출력} - \text{개체의 십진화 입력} \times \text{신경회로망계산출력})^2 \quad (2)$$

$$F = \frac{1}{PI} \quad (3)$$

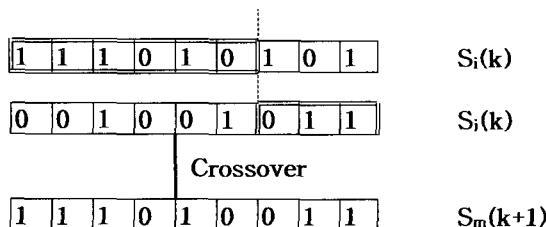


그림 5. 교배.

Fig. 5. The crossover.

위 $S(\cdot)$ 는 개체가 갖는 하나의 이진화된 입력을 의미한다. $k+1$ 세대는 k 세대의 개체를 재생하거나 선택을 통한 교배와 돌연변이에 의해 새로운 개체집단이 생성된다.

교배는 그림 5와 같이 k 세대의 두 개체를 선택하여 행해지며 개체선택은 (4)의 선택확률을 따르며 F_i 는 적합도, R 은 집단의 개체수, i 는 집단내의 개체번호이다. 돌연변이는 그림 6과 같이 임의의 비트가 바뀌는 것으로서 개체 내에서의 교배율과 돌연변이율은 초기에 정한 값을 따른다.

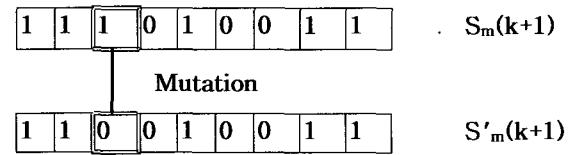


그림 6. 돌연변이.

Fig. 6. The mutation.

$$P_{si} = \frac{F_i}{\sum_{j=1}^R F_j} \quad (4)$$

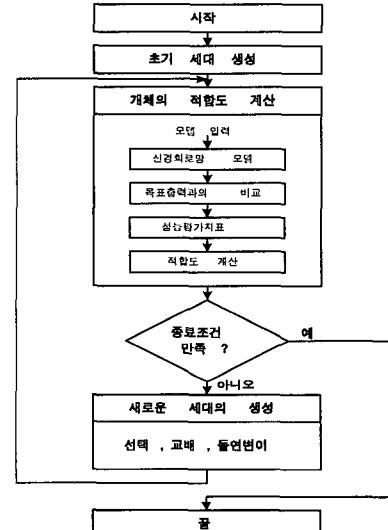


그림 7. 유전알고리즘을 이용한 최적제어의 탐색.

Fig. 7. Search of the optimal control input utilizing GA.

새로운 세대의 개체는 초기세대와 미찬가지로 신경회로망모델에 의한 적합도를 갖게 되며 임의의 세대를 반복 진화하거나 적합도가 원하는 세대를 반복 진화하거나 적합도가 원하는 범위에 드는 개체가 발생하면 탐색을 종료한다. 그림 7은 이러한 과정을 나타내는 순서도이다.

유전알고리즘은 입력을 여러 개의 문자열로 변환하여 탐색하므로(그림 4), 즉 여러 방향에서 최적값을 탐색하고 국부수렴 확률이 적어 기존의 최적화 기법보다 강한 특성을 갖지만, 2진 문자열 코딩을 사용하는 단순 유전알고리즘의 경우, 문자열이 갖는 유한성 때문에 정밀도에 영향을 주어 최종 수렴률을 보증하지는 못한다.

따라서 본 논문에서는 유전알고리즘의 우수개체 집합을 캠플렉스 알고리즘[6]의 초기해로 하여 신경회로망 모델의 구조와 학습파라미터를 동정한다. 캠플렉스 알고리즘은 n 차원공간에서 $n+1$ 개의 정점을 갖는 일련의 기하학적 형상(심플렉스라 불림)을 구성하여 목적함수를 최소화하는 정점을 찾는 심플렉스법에 제약조건이 추가된

기법이다. 유전알고리즘에 의해 선정된 초기해집합에 대해 목적함수값을 계산한 뒤 이를 기준으로 반사, 또는 확장에 의해 컴플렉스를 수정해나간다. 수정된 컴플렉스의 수렴조건은 컴플렉스(정점사이의 거리)가 기대값 이하로 작아지거나 목적함수의 표준편차가 지정된 값보다 작아지면 컴플렉스 알고리즘을 종료한다. 컴플렉스 알고리즘은 정점에 접하여 뛰어난 탐색기능을 갖지만 선정된 초기해에 민감하고 국부 수렴의 가능성이 있으므로 유전 알고리즘과의 병행사용은 매우 효율적이라 할 수 있다

3. 이상검출을 위한 통계적 관리

최적제어입력이 설정되면 이를 장비에 입력하고 식각 공정이 수행된다. 일정 배수(25배)의 웨이퍼 식각이 완료되면 샘플웨이퍼를 검사하고 이상이 검색되면 같은 집단의 웨이퍼를 모두 정리시키고 식각을 다시 수행한다. 효율적인 대량생산을 위해서는 이러한 방식에서 탈피하여 이상발생 경향을 체계적으로 인식하고 관리할 필요가 있으며 이를 위해서는 통계적인 공정관리가 요구된다. 통계적인 공정관리에서는 공정 상태가 안정되어 수행된 공정의 품질이 적절하다고 판단되는 기간동안 생산 제품의 특성을 추출하여 그 공정에 대한 통계적 특성을 분석하고 이를 기초로 추후 공정운영의 이상유무 판별에 사용한다[15]. 통계적 관리를 위하여 대표적으로 사용되는 것이 그림 8과 같은 공정운영관리도이며 정상상태의 정규 분포 평균값과 $\pm 3\sigma$ 표준편차(σ)에 의해 설정된 중앙값과 상한값(upper control limit), 하한값(lower control limit) 범위 내에서 생산 제품의 특성값을 관리도에 표시하고 이상유무를 검출한다.

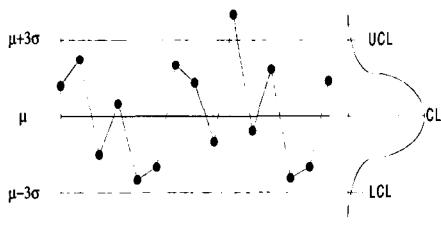


그림 8. 공정운영 관리도.

Fig. 8. The process control chart.

위 그림 8의 관리도에서는 상한값이나 하한값을 벗어나는 이상 발생이 일시적인 것인지, 또는 검출이 어려운 입력요소의 변동에 따른 것인지를 분명하게 알 수 있으며 이를 통하여 효율적이고 경제적인 공정운영이 가능하다. 만일 입력 또는 식각반응실 내부의 시간에 따른 환경변화로 인하여 연속적으로 허용표준편차(UCL, LCL)를 벗어난다면 새로운 모델링과 최적제어입력의 재설정이 요구되며 본 논문에서는 경제성과 정밀성을 갖춘 국소실험을 통한 모델수정이 제안된다.

1) 국소실험을 통한 모델 수정

식각공정에서 장비운영 조정을 해야 하는 기준초과 이외의 단순 허용표준편차(UCL, LCL) 이탈이 발생하는 공정이동에서는 먼저 공정이상의 지속성 여부를 확인한다.

계속적인 공정이동이 아니면 이전의 제어입력(recipe)에 의한 식각이 계속 수행되지만 공정이동이 지속적으로 발생하게 되면 새로운 입출력 데이터를 구하여 모델링과 제어입력을 다시 설정할 필요가 있다. 그러나 공정변화가 있을 때마다 초기의 공정모델링과 동일한 횟수의 실험을 수행하면 많은 시간과 비용이 들어가므로 국부적 한정실험법에 의해 적은 수의 실험데이터를 구한다. 적은 횟수의 실험에 의한 효율적 모델링이 되도록 하기 위해서 조정, 추가 파라미터의 수가 그만큼 줄어들어야 하기 때문에 그림 2의 신경회로망 모델에서 모델 수정을 추가하여 그림 9와 같은 이중구조를 갖는 신경회로망 모델이 설계된다. 그림 9의 우측 신경회로망 모델은 공정이동이 발생하기 전의 모델로서 초기의 공정모델링 단계에서 구축된 것이며(그림 2), 모델수정과정에서 변화되지 않는다. 따라서 모델수정과정에서 조정할 파라미터의 수는 모델 수정층의 파라미터로 국한되므로 초기의 실험횟수보다 적은 실험으로도 가능하다.

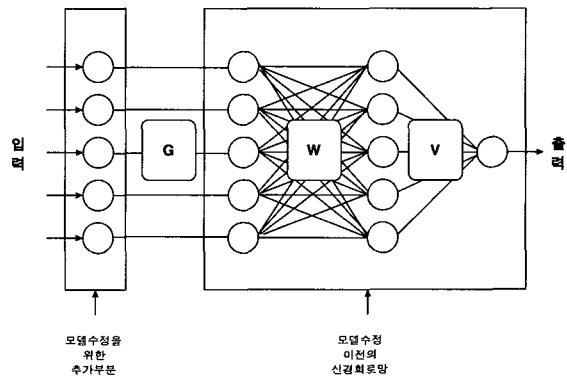


그림 9. 모델수정을 위한 이중구조의 신경회로망.

Fig. 9. The neural network with the model modification plant.

모델수정을 위한 알고리즘은 각각의 입력에 대한 이상원인 분석을 통해 개발된다. 이중구조의 모델에서 모델수정부의 뉴런수는 공정모델의 입력뉴런수와 동일하며 모델수정부를 거친 입력들은 (5)와 같이 각각의 연결하중을 곱하여 초기의 학습된 신경회로망모델의 입력으로 전달된다.

$$I = G \cdot T \quad (5)$$

여기서, I는 공정모델부의 입력이며, T는 학습을 위한 입력데이터, G는 모델수정부의 연결하중을 나타낸다. 예를 들어 입력량 중의 하나가 계기에 10이라는 수치를 표시하고 있지만 실제로는 5의 입력만 들어가고 있고, 이로 인해 출력이 허용범위를 벗어나는 공정이동이 발생했다고 하면 이상원인은 파악되기 힘들고 이를 위해 새로운 모델링과 최적제어입력의 재설정이 필요한 것이다. 이때 모델수정부에서 이러한 입력상의 차이를 고려해서 학습이 행해지는 것이다. 만약 모델 수정부의 연결하중이 1이라면 설정된 입력값과 실제 주입되는 실제 입력량에 기인하는 오차는 설정된 입력값의 몇 배(gain), 혹은 일정한 양(offset)으로 구분할 수 있다. 표 1은 각 입력에 대한

이런 오차의 특성을 나타낸다. 이런 지식을 바탕으로 이득의 오차에 비롯되는 이상은 모델수정부의 연결하중을 조정하고, 일정한 양만큼의 오차에 의한 이상은 모델수정부의 뉴런에 포함되어있는 문턱치를 조절한다.

표 1. 각 제어입력에 대한 오차의 특성.

Table 1. The characteristics of the control input error.

	RF전력 (W)	압력 (mtorr)	전극간격 (cm)	SF ₆ (sccm)	He (sccm)	Cl ₂ (sccm)
Gain/ Offset	Offset	Offset	Offset	Gain	Gain	Gain

그런데 일정한 양만큼의 오차에 의한 이상을 나타내기 위해서는 모델수정층의 문턱치를 조절하는 것보다 공정 모델층의 중간층의 문턱치를 조절하는 것이 더 효율적이다. 이는 신경회로망의 구조로 볼 때 (6)과 같이 입력뉴런들은 모든 중간층의 뉴런들과 연결되어 있으므로 입력뉴런의 오차는 모든 중간층의 뉴런들에게 영향을 주어서 각 뉴런의 문턱치의 변화를 가져오기 때문이다.

$$H = f(W \cdot (I + e) + \delta) \quad (6)$$

$$H = f(W \cdot I + (W \cdot e + \delta)) \quad (7)$$

여기서, H 는 중간층의 출력, I 는 입력, e 는 입력에서 발생된 일정한 양만큼의 오차, W 와 δ 는 각각 중간층의 뉴런에서 입력오차 e 는 연결하중 W 와 곱해져서 기존의 문턱치 δ 와 더해지는데, 여기서 연결하중 W 는 공정 모델링에서 정해진 파라미터로 모델수정과정에서는 변화하지 않는 상수값이며, 이상이 발생된 중간층 뉴런의 문턱치는 $W \cdot e$ 만큼 변화하게 된다. 따라서 모델수정에서는 이상 때문에 변화된 공정상태를 모델링하기 위해서 모델수정층은 연결하중과 중간층의 문턱치를 조정한다. 이때 공정 모델층의 연결하중은 변하지 않는다.

2) 새로운 최적제어입력의 설정

모델수정에 의한 변형된 동정의 상태 모델이 완성되면 공정이동에 의해 목표값에서 이탈된 출력을 복귀시키기 위한 새로운 제어입력이 선택된다. 제어입력의 선택은 앞서 설명한 최적 제어입력탐색과 동일하므로 공정관리시스템의 최적 제어입력탐색 모듈을 사용한다. 공정관리모듈은 모델수정을 통해 수정된 신경회로망 모델을 최적 제어입력탐색 모듈에 연결되면 최적 제어입력탐색 모듈은 공정출력이 주어진 목표값을 갖도록 새로운 제어입력을 구하게 되고 다시 공정관리 모듈에 제공한다. 공정관리 모듈은 제공받은 새로운 제어입력으로 공정이 운전되고 출력을 원하는 수준으로 복귀시킨다.

III. 실험 결과

본 논문에서 제안한 공정의 최적운영과 이상검출이 가능한 통합공정관리시스템의 성능 평가를 위해 DRAM 양산라인에서 사용되고 있는 Lam Research사의 Rainbow

4420 플라즈마 식각장비를 대상장비로 설정하고 IBM PC 486상에서 구현하였다. 통합공정관리시스템의 성능은 1) 기존에 사용되던 모델식과 신경회로망 모델에 의한 입출력관계분석의 정확도, 2) 최적제어입력탐색의 정확도, 그리고 3) 통계적 관리하에서 국소실험을 통해 공정이동이 효율적으로 보상되는지로 분류하여 평가하였다.

1. 식각공정의 모델링 및 최적제어입력설정

입력은 RF 전력(power), 압력(pressure), 전극의 간격(gap), SF₆, He 및 Cl₂ 기체의 흐름율이며 폴리실리콘의 식각율을 출력으로 설정하였다. 정해진 범위 내에서 총 37번의 식각을 통하여 입출력데이터를 구하였다. 이 중에서 31개의 데이터를 신경회로망 모델을 위한 학습용 데이터로 나머지 6개의 데이터를 평가용 데이터로 분류하였다. 기존의 회귀분석에 의한 2차 모델식은 STAT GRAPHICS에 의해 (8)과 같이 얻어진다

$$E_{poly} = -5250 + 1.93pressure + 6.28power + 6820gap + 199.19SF_6 - 7.41He - 5Cl_2 - 165.63gap \times SF_6 \quad (8)$$

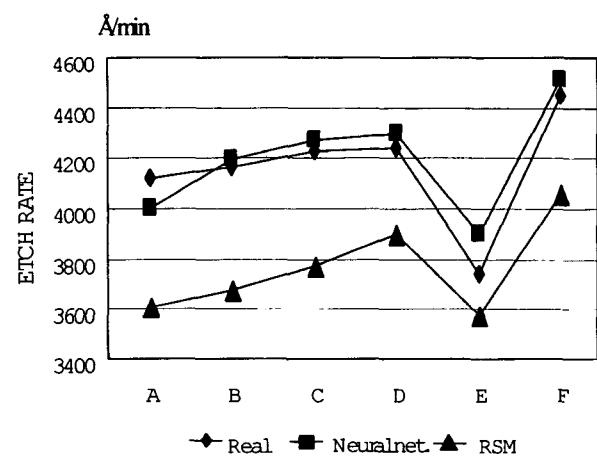


그림 10. 식각율 예측성능비교.

Fig. 10. The comparison of the ability of etchrate prediction.

그림 10은 학습이 끝난 신경회로망 모델에서 6개의 입출력데이터를 가지고 수행한 식각률 예측성능 비교 그래프이다. ◆는 실제의 식각률이고, ■는 신경회로망 모델이 예측한 식각률, ▲는 (8)에 의해 계산된 식각률이다. 앞의 (8)에서 회귀분석에 의한 모델식은 입력들의 교차효과를 나타내는데 어려움이 있으나 신경회로망 모델의 경우 이러한 단점이 제거되어 비선형적인 식각공정의 입출력관계를 잘 분석할 수 있음을 알 수 있다.

플라즈마 식각공정의 최적제어 입력탐색을 위한 유전알고리즘의 초기 파라미터들은 탐색특성에 맞게 설정할 수 있으며 탐색도를 향상시키기 위해 표 2와 같이 교배획률은 높게, 돌연변이 확률은 낮게 설정하였다. 또한 세대당 개체의 수와 전체 진화세대수는 연산의 시간에 영향을 주므로 적절한 분해도(resolution)를 갖고 신속하게 탐색할 수 있도록 설정하였다. 공정의 목표출력값은 식각률을 4000 Å/min 으로 설정하였으며, 모델이 갖는 입

력범위 내에 있는 제어입력을 유전 알고리즘을 이용하여 탐색하였다.

표 2. 유전 알고리즘의 파라미터 설정값.

Table 2. The parameter values for genetic algorithm.

파라미터	초기설정값	파라미터	초기설정값
전체진화세대수	30000	교배 확률	0.9
세대당 개체수	100	돌연변이 확률	0.01

표 3은 원하는 출력과 탐색한 제어입력을 가지고 대상 장비를 운용했을 때의 실제 공정출력이다. 목표 출력과 실제로 SEM 장비를 통하여 측정한 공정출력과의 비교이다. 공정출력사이의 오차는 개체의 수가 제한되어 있기 때문에 생기는 것으로 한 세대당의 개체수를 늘리면 오차는 줄일 수 있지만 탐색시간이 늘어나게 된다. 개체 수를 100개로 했을 경우의 486PC를 통한 탐색시간은 약 3분 정도로 완료되며 기존의 방법과 비교하여 뛰어난 탐색특성을 보였다.

표 3. 목표 및 실제의 출력에 대해 탐색된 제어입력.

Table 3. The control inputs searched for the target and real output.

입력 (단위)	탐색된 입력값	목표출력 (Å/min)	실제출력 (Å/min)
RF 전력 (W)	363		
압력 (mtorr)	340		
전극간격 (cm)	0.7		
SF ₆ (sccm)	25		
He (sccm)	123		
Cl ₂ (sccm)	60		

2. 통계적 관리를 통한 이상검출

본 논문에서는 공정 제어시스템의 제어성능 검토를 위해 45매의 웨이퍼를 사용하였다. 정상적인 제어입력으로 식각을 행하다가 주입되는 입력량에 변화를 주어 중간번호(21번~24번 웨이퍼)의 웨이퍼 식각시 인위적으로 이상을 발생시켰다. 4회 연속으로 이러한 입력변화를 주어 공정이동이 지속되고 모델상태가 변화했음이 알려지고 제안한 방법으로 모델수정과 제어입력의 재설정을 반복한다. 이 제어입력으로 식각을 행하면 식각율(25번 웨이퍼)이 정상범위로 들어오는 것을 보이는 것이 목적이다.

그림 11으로부터 그림 14는 식각율의 제어차트로서 횅축의 번호는 웨이퍼의 번호이고 종축은 측정된 식각률과 4000 Å/min과의 오차로 표시된다. 그림 11은 안정된 공정상태에서 식각율의 제어차트이며 그 다음에 20번째 측정과 21번째 측정사이에서 고의로 이상을 가하여 제어기의 반응을 살펴보았다. 그림 12는 여러 입력요소중 RF

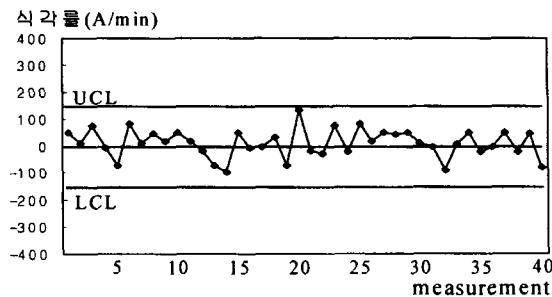


그림 11. 안정된 공정상태에서 식각율의 제어차트.

Fig. 11. The etch rate control chart for the stable process.

전력이 10W만큼 덜 주입될 때의 식각율의 제어차트이다. 그림 12에서 20번째 측정까지는 안정된 상태에서의 공정 출력을 나타내며, 이상으로 인해 식각율은 21번째 측정에서 제한범위를 벗어나서 알람이 발생되었다. 22, 23, 24번째의 연속적인 측정을 통해 앞서 발생한 알람의 오류여부를 확인하였다. 25번째 측정부터는 제어기가 공정이동을 보상하는 새로운 제어입력으로 공정을 진행시킨 결과로 공정출력이 다시 제한범위내로 들어섰음을 볼 수 있다.

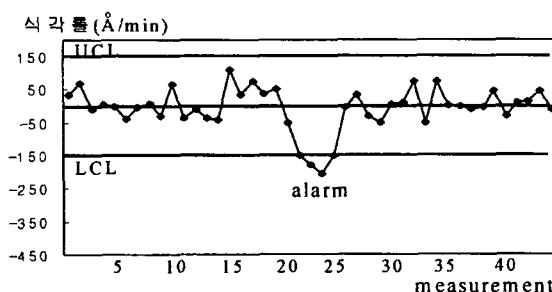


그림 12. RF전력이 10W만큼 덜 주입될 때 식각율의 관리도.

Fig. 12. The etch rate control chart for the RF power with 10W less than that of recipe.

그림 13은 SF₆가 10% 덜 주입되었을 경우의 식각율에 대한 제어기의 반응을 보여준다. 역시 이상을 가한 후 21번째에서 24번째까지의 측정에서 식각율에 공정이동이

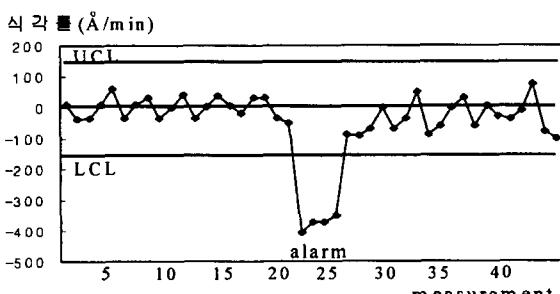


그림 13. SF₆가 10% 덜 주입되었을 경우 식각율의 관리도.

Fig. 13. The etch rate control chart for SF₆ with 10% less than that of recipe.

발생하였으며 이를 보완하여 25번째 측정부터는 식각율이 다시 목표값에 가까워졌다.

다음으로 여러 입력에 동시에 이상을 발생시켜 보았다. 실제로 이러한 경우의 이상발생이 제일 문제가 되는데, 그림 14는 RF전력이 30W 덜 주입되고 SF₆가 10% 덜 주입될 경우의 식각율의 관리도이다. 여러 이상이 동시에 발생하였을 경우에도 허용범위를 벗어난 식각율이 모델수정과 새로운 제어입력의 설정에 따라 25번째 웨이퍼부터 공정출력이 제한범위안으로 복구되는 것을 알 수 있다.

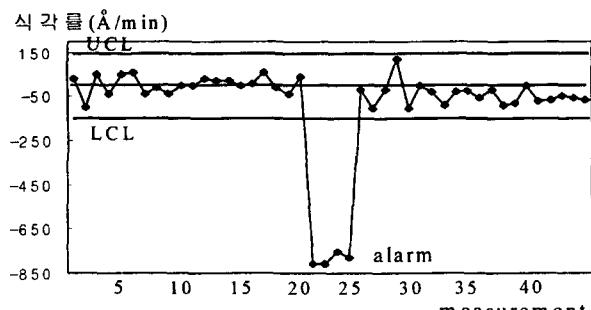


그림 14. 여러 입력에 동시에 이상이 발생했을 때 식각율의 관리도.

Fig. 14. The etch rate control chart for RF power with 30W less and SF₆ 10% less.

IV. 결론

식각공정운영과 이상검출을 위한 통합공정관리시스템에 관한 연구에서 본 논문에서는 먼저 플라즈마 식각공정의 모델링을 위해 신경회로망 기법을 적용하고, 이를 기반으로 하여 유전 알고리즘과 병용하여 식각공정을 위한 최적 제어입력을 신속, 정확하게 탐색할 수 있도록 하였다. 또한 통계적 공정 관리기법을 사용하여 공정상태를 감시하였으며, 이상발생시 이중구조의 신경회로망 모델을 사용하여 경제성있는 모델수정 및 효율적 제어입력의 조정이 되도록 하였다. 통합공정관리시스템에 적용된 모든 기법들은 현재의 식각공정을 보다 정밀하고 체계적으로 관리하기 위한 것이며 실제로 식각장비를 새로 도입하였을 경우, 이를 설치 운영기반 구성을 위한 시간과 노력을 상당기간이 걸리는 것이 보통이지만 본 연구에 검토된 신경회로망과 유전알고리즘기법을 이용한 최적제어입력설정은 단시간에 훨씬 정확하게 이를 해결할 수 있으며 실험비용의 절감과 모델식을 구하기 위한 복잡한 작업들을 간소화시켜 반도체 생산관련 인력교육에도 상당한 효과를 기대할 수 있게 된다.

현재 적용되고 있지 않은 통계적 관리기법을 적용해 본 결과, 불량식각으로 인한 비용과 장비점검시간을 줄일 수 있으며 21번에서 24번 웨이퍼까지의 식각경향관찰을 통하여 성급한 장비의 운전정지를 막을 수 있었다. 공정제어의 중앙집중화와 완전 자동화를 위해서는 플라즈마 반응실 내에 식각의 이상유무를 정확히 판별할 수 있는 고감도의 센서가 필요하지만 아직 생산라인에 도입되지 않고 있다. 따라서 이러한 통계적 관리방식에 의한 양산라인의 운영은 가장 적절한 방식이라고 판단된다.

참고문헌

- [1] G. May, J. Huang and C. Spanos, "Statistical experimental design in plasma etch modeling," *IEEE Trans. Semiconductor Manufacturing*, vol. 4, no. 2, May, 1991.
- [2] S. S. Han and M. Ceiler, "Modeling the properties of PECVD silicon dioxide films using optimized BP neural networks," *IEEE Trans. Semiconductor Manufacturing*, vol. 7, no. 2, pp. 174-182, Jan., 1994.
- [3] C. D. Himmel and G. S. May, "Advantages of plasma etch modeling using neural networks over statistical techniques," *IEEE Trans. Semiconductor Manufacturing*, vol. 6, no. 2, pp. 103-107, May, 1993.
- [4] E. A. Rietman and E. R. Lory, "Use of neural networks in modeling of semiconductor manufacturing process : an example for plasma etch modeling," *IEEE Trans. Semiconductor Manufacturing*, vol. 6, no. 4, pp. 343-347, Nov., 1991.
- [5] B. Kim and G. S. May, "An optimal neural network process model for plasma etching," *IEEE Trans. Semiconductor Manufacturing*, vol. 7, no. 1, pp. 12-22, Feb., 1994.
- [6] S. S. Rao, *Optimization Theory and Applications*, John Wiley & Sons, 1984.
- [7] M. D. Baker, C. D. Himmel and G. S. May, "Time series modeling of RIE using neural networks," *IEEE Trans. Semiconductor Manufacturing*, vol. 8, no. 1, Feb., 1985.
- [8] H. Yazici and A. E. Smith, "Neural network control charts for location and variance process shifts," *Proc. 1993 World Congr. Neural networks*, vol. I, pp. 265-268, 1993.
- [9] G. E. P. Box and N. R. Draper, *Empirical Model-Building and Response Surface*, New York, Wiley, pp. 306-432, 1987.
- [10] P. D. Wasserman, *Advanced Methods in Neural Computing*, Van Norstrand Reinhold, 1993.
- [11] D. Z. Anderson, *Neural Information Processing Systems*, Denver, 1987.
- [12] F. Nadi, "Modeling complex manufacturing processes via integration of influence diagrams and neural networks," *UC-Berkeley ERL Memo*. No. UCB/ERL M89/123, Nov., 1989.
- [13] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
- [14] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithm+Data Structure = Evolution Programs*, New York : Springer-Verlag, 1992.
- [15] D. C. Montgomery, *Introduction to Statistical Quality Control*, 2nd Ed., New York : Wiley, 1990.



고 택 범

1981년 연세대 전기공학과 졸업. 1983년 동 대학원 전기공학과 졸업(석사). 1996년 동 대학원 전기공학과 졸업(Ph.D). 현재 LG 하니웰 연구실장. 관심분야는 반도체공정 자동화 및 인텔리전트 빌딩.



이 석 주

1991년 2월 연세대학교 전기공학과 졸업(공학학사). 1993년 8월 동대학원 졸업(공학석사). 1993년 9월~현재 동대학원 전기공학과 박사과정. 주 관심분야는 퍼지이론 및 신경회로망, 반도체 생산시스템 모델링 및 시뮬레이션, 고속열처리 공정(RTP), 이상진단.



차 상 엽

1991년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1993년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 동대학원 전기공학과 박사과정. 관심분야는 공정 자동화 및 지능제어, 반도체 공정제어를 위한 센싱기법.



최 순 혁

1996년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1998년 동대학원 전기공학과 졸업(석사). 현재 LG전자 연구원. 관심분야는 반도체 공정제어 및 실시간제어기법.

우 광 방

제어·자동화·시스템공학 논문지 제 4권 제 2호 참조.