

반도체 제조공정에서의 이상수율 검출 방법론

이 장 희

A New Abnormal Yields Detection Methodology in the Semiconductor Manufacturing Process

Jang Hee Lee

Abstract

To prevent low yields in the semiconductor industry is crucial to the success of that industry. However, to prevent low yields is difficult because of too many factors to affect yield variation and their complex relation in the semiconductor manufacturing process. This study presents a new efficient detection methodology for detecting abnormal yields including high and low yields, which can forecast the yield level of a production unit (namely a lot) based on yield-related feature variables' behaviors. In the methodology, we use C5.0 to identify the yield-related feature variables that are the combination of correlated process variables associated with yield, use SOM (Self-Organizing Map) neural networks to extract and classify significant patterns of past abnormal yield lots and finally use C5.0 to generate classification rules for detecting abnormal yield lot. We illustrate the effectiveness of our methodology using a semiconductor manufacturing company's field data.

Keywords : Abnormal Yield, C5.0, Self-Organizing Map, Semiconductor Manufacturing Process

1. 서 론

제조기업이 경쟁력을 유지하기 위해서는 우선적으로 적극적인 시장 개척, 합리적인 생산성 향상 및 적정 수준의 자재 공급 활동이 효율적으로 이루어져야 한다. 이를 위해, 제조기업에서는 생산주기(cycle time), 재작업율(rework rate), 공정변동(process variation), 공정재고(work-in-process), 수율(yield) 등 공정 및 품질 성능 지표들을 관리하고 있다. 이러한 성능지표 중 투입 수에 대한 양품 비율을 의미하는 수율은 제조기업 경쟁력의 근간이라 할 수 있다. 특히, 신제품 개발후 신속하게 일정 수준 이상의 양산 수율을 확보하여 시장을 선점하고 고수율 확보를 통한 원가 절감으로 가격 경쟁력을 가져야 성공하는 반도체 산업에서 수율은 더욱 중요하다고 할 수 있다.

그러나 수백개의 제조공정을 수개월에 걸쳐 진행해야 완제품의 반도체가 생산되는 반도체 제조업에서 수율 관리는 매우 어려운 일로서, 반도체 제조공정이 오늘날 나노 미터급 공정으로 미세화, 소형화됨에 따라 더욱 어려워지고 있다. 반도체 수율은 웨이퍼 내에 생기는 작은 먼지나 오염물질, 생산장비에서 발생하는 이물질, 생산장비의 잘못된 파라미터(parameter) 값 설정, 작업자 실수, 반도체 설계 및 공정 마진 미흡 등 다양한 원인에 의해 저하된다.

대부분의 반도체 제조기업에서는 수율 관리를 위해 먼지가 철저히 통제되는 클린 룸(clean room)에서 공정을 진행하고 장비의 예방보전(preventive maintenance) 및 관리, 설비·공정·작업 표준 제정 및 준수, 작업자 교육, 통계적 공정관리(statistical process control) 및 6시그마 기법 적용, 수율 분석용 시스템 운영 등을 수행하고 있다. 이러한 활동으로 일정 수준의 수율 확보가 가능하였으나 더 높은 고수율(high-

yield) 확보 및 저수율(low-yield) 발생 예방에는 어려움을 겪고 있다.

본 연구에서는 반도체 고수율 확보 및 저수율 예방의 어려움이 다음 두 가지 사항에 기인한다고 판단하였다. 첫째, 반도체 제조공정에서 관리해야 할 공정변수의 수가 많아 수율 변동의 원인을 신속, 정확하게 파악하는 것이 어렵다 [백동현과 남정곤, 2002]. 일례로, 64M Dram을 생산하는 전체 제조공정의 일부인 Fab 공정(wafer fabrication)에서만 관리하는 공정변수가 500여 개 있고, 고집적 반도체일수록 관리해야 하는 공정변수의 수는 더 많아진다.

둘째, 수율 변동 특히 저수율 발생의 원인이 전체 300~400여 개 제조공정 중에서 특정 공정에서의 하나의 공정변수 문제로 인한 것보다는 다수의 공정에 걸쳐있는 서로 연관된 공정변수 간의 누적된 영향임을 간과하고 대부분의 반도체 제조기업에서는 공정별로 각각의 공정변수에 대한 개별 관리에 중점을 두고 있다.

즉, 반도체 제조공정에서는 대부분 단변량 관리도를 이용하여 개별 공정의 공정변수 산포를 관리하면서 간접적으로 수율 관리를 하는데, 개별공정에서 관리하는 공정변수의 산포가 문제가 없더라도 연속적인 300~400여 개의 이후 공정들을 거치면서 서로 관련있는 공정변수의 산포들이 누적되어 결과적으로 수율 문제가 발생할 수 있다. 개별공정에서 단변량 관리도 대신 다변량 관리도를 사용하여 관리하는 경우도 있지만, 공정구분 없이 전체 제조공정 관점에서 서로 관련있는 공정 변수들의 산포를 동시 관리하지 않는 한 전체공정상의 다수의 공정변수들과 선형 또는 비선형의 복잡한 관계를 가지는 수율을 효과적으로 관리할 수 없다 [배도선, 1996; Alt, 1992; Ciciani and Jazeolla, 1991; Crosier, 1988; Henderson et al., 2000; Jackson, 1959; Kimura와 2인, 2000; Yuang et al., 1996].

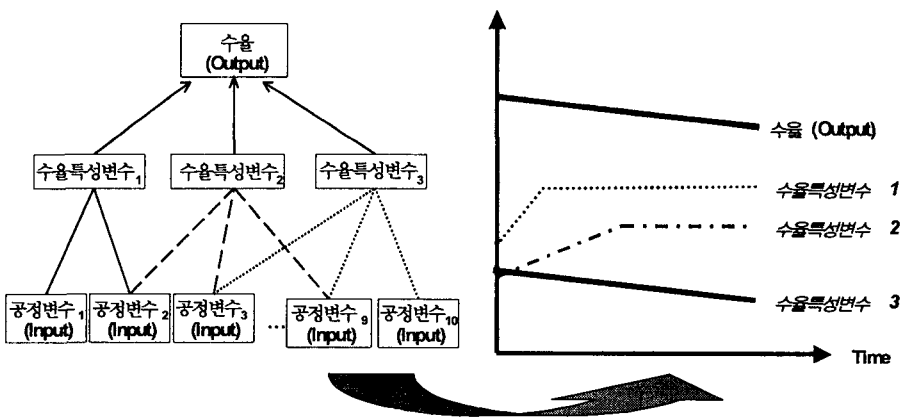
본 연구에서는 반도체 수율 관리의 이러한 문제를 해결하기 위해, ‘특성(Feature)’이라는 개념을 도입하여 제조공정 전체의 공정 변수들 중에서 상호 연관성을 가지면서 수율에 영향을 주는 공정 변수들의 조합(combination)을 찾아 ‘수율 특성변수(Yield Feature Variable, YFV)’라는 새로운 변수를 정의하였다(<그림 1> 참조).

<그림 1>은 수율 변동과 관련있는 10개 공정 변수 (input variable)의 수율에 대한 상호 연관성을 파악하여 3개의 수율 특성변수를 정의하고 이들의 변동에 따라 수율 변동이 발생함을 보여준다. 3개 수율 특성변수 중 특성변수 3의 변동에 의해 수율이 변동함을 알 수 있다. 수율 특성변수를 통해 수율 관리를 하면 관리해야 하는 변수의 수가 축소되어 효율적이고 수율 변동과 관련한 공정변수들의 조합을 동시에 관리할 수 있어 단변량 관리하에서 인식하지 못했던 수율 저하 발생을 확인할 수 있다.

이러한 수율 특성변수 변동에 근거한 수율 예측 및 이상수율(abnormal yield) 발생 검출 방법론을 본 연구에서 제시하였다. 여기서, 이상

수율이란 일반/보통 수준의 수율이 아닌 저수율(low-yield)과 고수율(high-yield)을 의미하는데, 이는 특별하게 낮고 높은 수율 발생을 검출하여 반도체 현장에서 사전예방/무검사 활동과 연계하고자 함이다. 이상수율 발생을 검출하기 위해 본 연구에서는 과거에 발생한 이상수율 로트(lot, 반도체 생산 단위)들의 모든 공정변수 이력 데이터에 데이터 마이닝 기법인 C5.0과 SOM (Self-Organizing Map) 신경망을 적용하여 수율 특성변수 패턴 값으로 수율을 예측하는 규칙 (Rule, 이하 Rule로 표기함)을 생성하고 이를 신규로 생산되는 lot에 적용하여 수율을 예측하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서 반도체 제조공정에서의 수율 관리와 연구에서 활용한 도구인 SOM(Self-Organizing Map)과 C5.0에 대해 살펴보고 제 3장에서 수율 특성변수에 기반한 이상수율 검출 방법론을 제시하였다. 제 4장에서는 국내 반도체 제조회사의 현장 데이터에 제 3장에서 제시한 방법론을 실험적으로 적용한 결과를 제시하였으며 제 5장에서 결론과 향후 연구방향에 대해 논하였다.



수율특성변수 1 = 공정변수 1, 공정변수 2의 조합
 수율특성변수 2 = 공정변수 2, 공정변수 3 및 공정변수 9의 조합
 수율특성변수 3 = 공정변수 3, 공정변수 9 및 공정변수 10의 조합

<그림 1> 수율 특성변수와 수율변동 예시

2. 관련 연구

2.1 반도체 제조공정과 수율관리

반도체 제조공정은 300~400여 개의 단위공정으로 구성되어, 일반적으로 Fab(Wafer Fabrication) 공정, Probe 검사(Probe Test) 공정, 조립(Assembly) 공정과 최종검사(Final Test) 공정 단계로 구분할 수 있다[Uzsoy 외 2인, 1992].

Fab 공정은 웨이퍼(wafer) 표면에 여러 종류의 막을 형성하여 하나의 웨이퍼에 수백개의 칩(chip)을 구성하는 공정이다. Probe 검사 공정은 웨이퍼 내의 칩이 정상적인 전기적 특성을 가지는지 검사하여 양/불량 칩을 판별하는 공정이다. 조립공정은 웨이퍼상의 모든 칩을 잘라서 리드프레임과 결합하여 완제품으로 조립하는 공정이다. 최종 검사공정은 조립공정을 거쳐 완성된 칩이 제대로 동작하는지 칩의 전기적 특성, 기능 및 신뢰성을 검사하여 양/불량을 판별하는 공정이다. 웨이퍼가 투입되어 완제품의 칩이 되기까지 일반적으로 3~4개월이 걸리는데, 200~300여 개 공정으로 구성된 Fab공정이 2~3개월 소요된다.

반도체 수율은 제조단계에 따라 Fab 수율, Probe 수율, Assembly 수율, Final Test 수율로 구분할 수 있다[이영수, 1997]. Fab 수율은 Fab 공정을 거친 후 투입된 웨이퍼중 양품 웨이퍼의 비율이고 Probe 수율은 Probe 검사에 투입된 칩중 양품 칩의 비율이다. Assembly 수율과 최종검사 수율은 각각 조립 작업과 최종 검사후 투입된 칩중 양품 칩의 비율이다. 이러한 4종류의 수율 중에서 반도체 제조현장에서는 생산비용에 많은 영향을 주는 Fab 수율과 Probe 수율을 중요하게 고려한다.

반도체 수율은 반도체 생산장비상의 잘못된 파라미터 값 설정 및 이물질 발생, 미세 먼지 발생, 작업자 실수 등 다양한 불량 원인에 의해

저해된다. 반도체 제조업체는 수율 저하를 방지하기 위해, 1입방 피트속에 먼지 등 오염물질이 1개 이하가 되도록 관리하는 초정정 환경에서 작업을 수행하고 정기/비정기 적으로 장비 예방보전과 작업자 교육을 실시하고 있다. 또한 제조공정에서는 통계적 공정관리를 수행하여 공정 변수의 산포를 관리하고 6시그마 활동을 통해 수율 및 품질 개선 프로젝트를 추진하며 엔지니어간에 기술 노하우를 공유하는 등 다각적인 노력을 기울이고 있다[백동현과 남정곤, 2002].

그러나 이러한 노력에도 불구하고 수백개의 복잡한 제조공정을 수개월에 걸쳐 진행해야 하는 반도체 제조 공정의 특성상 수율 관리가 효과적으로 이루어지지 못하는 실정이다. 제조공정에서 관리하는 공정변수가 너무 많아서 공정 이상이 발생한 것을 인식하지 못하는 경우가 있고 단위공정별 개별적인 공정변수의 산포 관리 및 개선 활동이 전개되어 전체 공정변수의 통합적인 산포관리를 통한 수율 변동관리가 수행되지 못하고 있다.

반도체 수율은 수개월의 긴 공정을 거친 후 양/불량의 판별을 통해 산출되기에 제조공정 중간에는 확인할 수 없고 수율 관리를 위해 제조공정에서는 공정변수의 산포를 관리한다. 따라서 어떤 제조공정 단계에서 공정상의 문제로 인해 반도체 칩에 불량이 발생했다면 그 칩이 모든 공정을 마친 후에 비로소 불량을 확인할 수 있고, 공정 문제를 개선하기 전까지는 불량이 계속 발생하게 된다.

반도체 제조업체에서는 반도체 생산 계획 및 조업관리를 위해 제조공정 단계에서 발생한 웨이퍼 내의 결점(defect)에 통계적인 분포를 적용하여 웨이퍼 단위의 칩 수율을 수리적으로 예측하는 모델을 개발하여 적용하고 있다[Ciciani and Jazeolla, 1991; Crosier, 1988; Cunningham,

1990; Dance and Jarvis, 1992; Ferris-Prabhu, 1992]. 이러한 방법과는 다르게 본 연구에서는 반도체 제조 현장에서 처리되는 lot(반도체 제조단위로서 25개 웨이퍼로 구성됨) 단위의 수율을 예측하고 이에 따라 대응 조치를 수행할 수 있는 효과적인 lot단위 수율 예측 방안을 제시한다. lot 단위의 수율 관리를 위해, lot별 공정 변수 이력에 근거하여 Fab공정 단계에서 Probe 수율을 예측하여 이상수율 lot을 검출한다. 이상수율 lot을 공정 단계에서 검출하기 위해, 과거 이상수율 lot들의 공정변수 이력 데이터의 중요한 패턴을 추출하여 Rule형태로 저장하고 신규로 생산된 모든 lot의 공정이력이 저장된 Rule에 해당되는지 확인하여 이상수율 lot을 공정단계에서 검출한다.

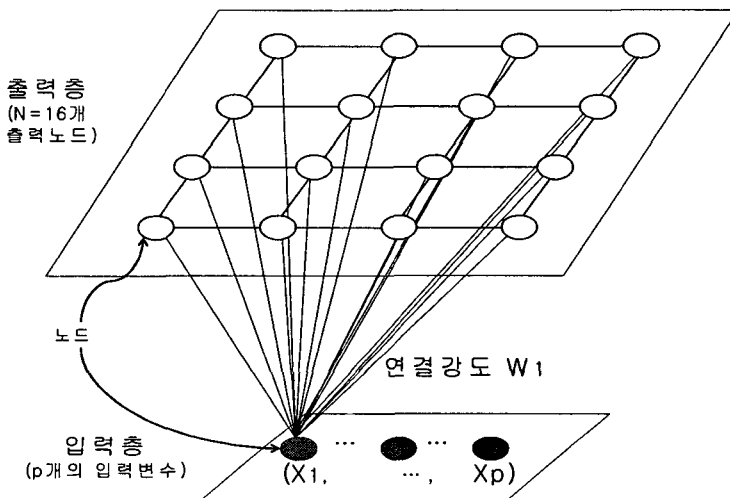
2.2 SOM과 C5.0

SOM(Self-Organizing Map)은 신경회로망(Neural Network)의 일종으로 Kohonen에 의해 일반화되었기 때문에 Kohonen 신경망이라고도 한다[Kohonen, 1982]. SOM 신경망은 입력층과

출력층으로 구성되어 입력층은 입력변수의 수와 동일한 개수의 노드가, 출력층은 보통 $N \times N$ 개의 정방형 노드가 지정된다(<그림 2> 참조).

SOM은 외부의 피드백 또는 감독없이 스스로 학습하여 다변량의 입력자료에 존재하는 의미 있는 패턴 또는 특징을 추출하고, 비슷한 패턴/특징을 가지는 입력자료들을 출력층의 특정 노드에 맵핑시켜 입력자료들을 클러스터링한다[Kohonen, 1982]. 즉, 추출된 다변량의 입력자료들의 패턴을 기준으로 클러스터를 구성하여 모든 입력자료에게 클러스터를 할당한다. SOM의 학습은 입력층과 출력층을 연결하는 연결강도(Weight)의 값이 <그림 3>의 알고리즘에 의해 갱신되어 이루어진다.

SOM 신경망의 학습은 N 개 출력 노드에 연결된 모든 연결강도 벡터 $W_j = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jp}]^T$, $j = 1, 2, \dots, N$ 을 초기화함으로써 시작된다(<그림 2> 참조). 초기화된 SOM 신경망에 p 개의 입력변수로 구성된 입력자료 벡터 $x = [x_1, x_2, \dots, x_p]^T$ 들이 순차적으로 입력되면 N 개의 연결강도 벡터 중에서 입력벡터 x 와 가장 유사한



<그림 2> SOM 신경망의 구조(출력층 4×4 정방형 노드)

Summary of SOM Algorithm

1. *Initialization* : 연결강도 벡터(weight vector)를 초기화한다.
2. *Sampling* : 확률을 가지는 입력 분포로부터 샘플 x 를 뽑는다.
3. *Similarity Matching* : 시점 n 에서 유클리디언 거리가 최소인 획득(winning) 뉴런을 찾는다.

$$i(x) = \arg \min_j \|x(n) - w_j\|, \quad j = 1, 2, \dots, N$$

4. *Updating* : 모든 뉴런의 연결강도벡터를 갱신한다.

$$w_j(n+1) = \begin{cases} w_j(n) + \eta(n)[x(n) - w_j(n)], & j \in A_i(x)(n) \\ w_j(n), & \text{otherwise} \end{cases}$$

5. *Continuation* : 특성 지도(feature map)에서 주목할만한 변화가 관찰되지 않을 때까지 단계 2로 계속한다.

〈그림 3〉 SOM 알고리즘

연결강도 벡터 w_j 를 두 벡터간 유클리디언 거리(Euclidean Distance)를 산출하여 획득(wining) 뉴런 $i(x)$ 를 결정한다. 즉, 입력벡터 x 에 대한 획득 뉴런은 N 개의 w_j 중에서 유클리디언 거리가 최소인 연결강도 벡터 w_j 가 된다.

Kohonen[1982]은 SOM 신경망이 스스로 자기 조직화를 하기 위해서 연결강도 벡터 w_j 가 입력벡터 x 와 연관하여 갱신할 수 있는 공식,

$$w_j(n+1) = \begin{cases} w_j(n) + \eta(n)[x(n) - w_j(n)], & j \in A_i(x)(n) \\ w_j(n), & \text{otherwise} \end{cases} \text{을}$$

활용하여 연결강도 벡터를 갱신하고 입력벡터의 분포를 표현하는 특성지도를 산출하도록 하였다. Kohonen[1982]의 연결강도 벡터의 갱신 공식에서 $\eta(n)$ 은 학습 시점 n 에서의 학습률이고 $A_i(x)(n)$ 은 획득 뉴런 $i(x)$ 의 이웃 함수(neighborhood function)이다. 연결강도 벡터의 변화량의 값이 일정하면 SOM 신경망이 수렴하는 것으로 간주하여 SOM 학습이 종료되는데, 이때 산출된 특성지도(Feature Map)는 이전 시점

의 특성지도와 비교해 보았을 때 거의 변화가 관찰되지 않는다.

SOM은 다양한 분야에서 클러스터링(Clustering), 패턴인식 및 분류(Pattern Recognition and Classification), 자료 차원축소(Dimension Reduction) 및 특징 추출(Feature Extraction) 등 다양한 목적으로 활용되어 좋은 성과를 보이고 있다[Fayyad et al., 1996]. 본 연구에서는 반도체 제조분야에서 과거 생산된 이상수를 발생 lot 들의 특성변수의 패턴 인식 및 분류에 SOM을 활용하였다.

C5.0은 Quinlan에 의해 개발된 대표적인 귀납적 학습 도구(Inductive Learning Tool)인 C4.5를 보완한 것이다[Quinlan, 1993]. C5.0은 의사결정 나무 기반의 분류자(Decision Tree Based Classifier)로서, 어떤 개념에 관한 예와 반례로써 학습용 데이터 집합(Training Set)을 구성하여 개념을 구별할 수 있는 의사결정 나무 구조의 분류 규칙(Classification Rule)을 생성한다

(<그림 4> 참조).

C5.0에 의해 생성된 분류 규칙은 일반적으로 '조건 => 결과'로 표현되어 '만약 (조건)을 만족하면 (결과)가 나온다'는 의미를 갖는다. 분류 규칙은 새로운 레코드에 적용되어 새로운 레코드가 어떤 분류 값을 가질 것인지 예측하는데 활용된다. 또한 의사결정 나무 구조를 통해 변수 간 연관 관계 및 중요도를 확인할 수 있다. 예를 들면, <그림 4>의 뿌리마디에 있는 Input 변수1이 다른 Input 변수보다 분류값(Output)의 변동에 많은 영향을 주고 Input 변수 11은 input 변수 13 및 Input 변수 1과 함께 연관하여 분류값 변동에 영향을 준다고 할 수 있다.

본 연구에서는 C5.0을 활용하여 이상수율 lot 발생에 영향을 주는 중요한 공정변수 및 변수 간 연관관계를 파악하여 수율 특성변수를 정의하고, 수율 특성변수에 기반한 수율 분류 규칙을 생성하였다. 또한 생성된 분류 규칙을 새로 생산된 lot에 적용하여 새로운 lot이 이상수율을 가질 것인지 예측하는데 활용하였다. 수율 예측에

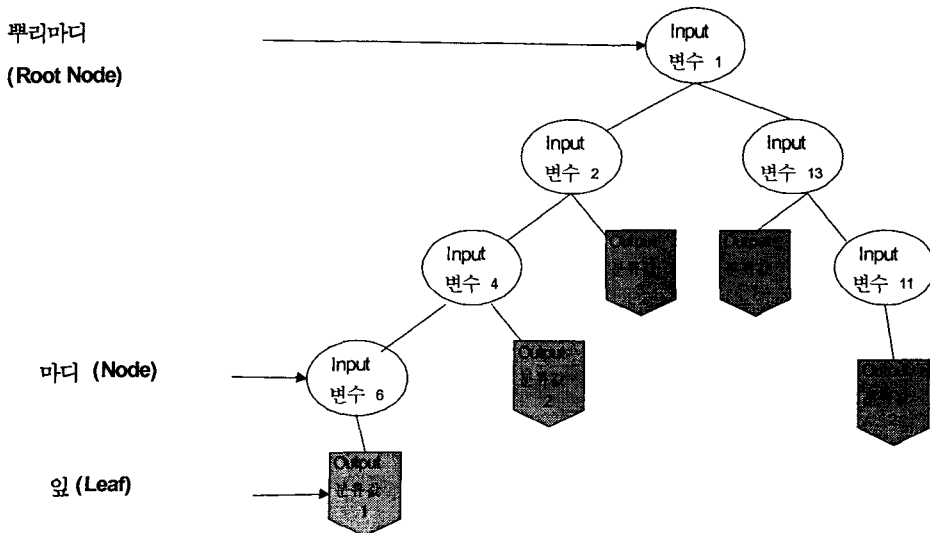
C5.0을 이용한 것은 신경망(Neural Network) 구조 분석과는 달리 이상수율 발생에 대한 인과 관계를 설명해 줄 수 있기 때문이다[James and David, 1991].

3. 수율 특성변수 기반의 이상수율 Lot 검출

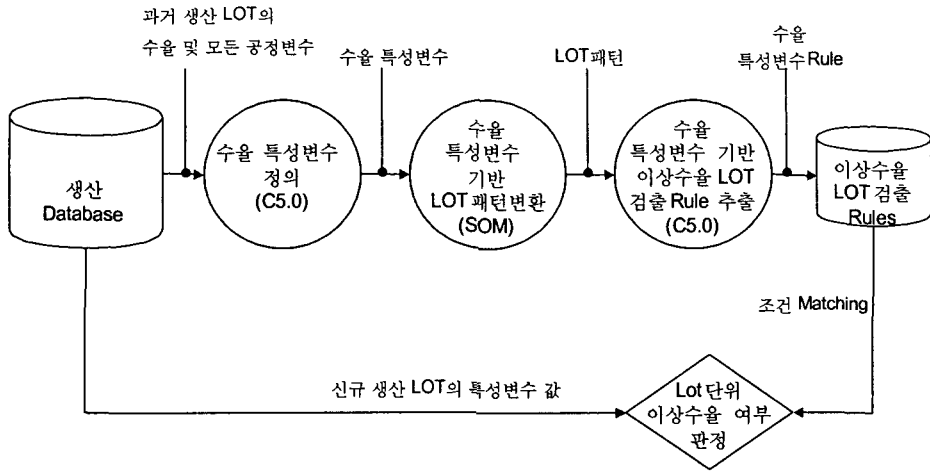
반도체 제조공정에서 수율 특성변수에 기반하여 이상수율 lot을 검출하는 방법론은 <그림 5>와 같이 수율 특성변수 정의 단계, 수율 특성변수 패턴에 근거한 lot 패턴 분류 단계, 이상수율 lot 검출 Rule 추출 및 적용 단계로 구성된다.

3.1 수율 특성변수 정의

수율 특성변수 정의 단계에서는 과거에 발생한 고수율(High-Yield) lot과 저수율(Low-Yield) lot의 모든 공정 변수들에 대해 C5.0분석을 수행하여 고수율과 저수율을 결정짓는 차별 요인(Discriminating Factor)을 규명하고 이들의 연



<그림 4> C5.0에 의해 생성되는 의사결정나무의 예시

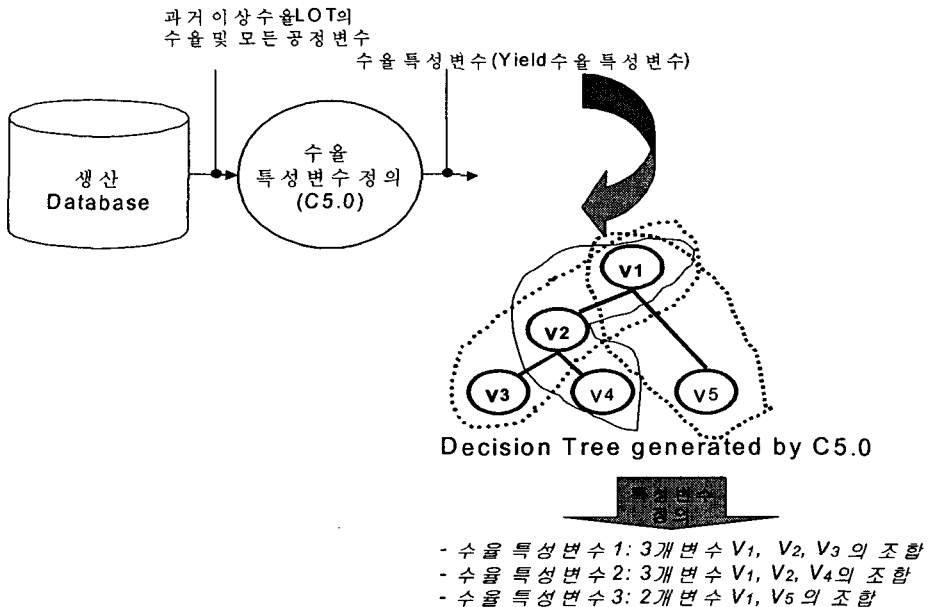


〈그림 5〉 수율 특성변수에 근거한 이상수율 lot 검출 방법론

관성에 근거하여 수율 특성변수를 정의한다. 과거 이상수율이 발생한 lot들의 데이터를 분석하여 공정변수의 조합으로 표현된 의사결정 나무를 생성하는데, <그림 6>은 C5.0분석 후 생성된 의사결정 나무의 노드 구조에 근거하여 수율

특성변수를 정의하는 예를 보여준다.

<그림 6>에서, V1에서부터 V5까지 5개의 의사결정 나무의 노드간 연계 구조로부터 3개의 수율 특성변수를 정의할 수 있다. 수율 특성변수 1은 V1, V2, V3의 3개 변수의 조합으로, 수



〈그림 6〉 의사결정 나무 구조에 근거한 수율 특성변수 정의의 예시

을 특성변수 2는 V1, V2, V4의 3개 변수의 조합으로, 수율 특성변수 3은 V1, V5의 2개 변수의 조합으로 정의한다.

3.2 수율 특성변수 기반 Lot 패턴 분류

수율 특성변수 기반 lot 패턴 분류 단계는 3.1 절에서 정의한 수율 특성변수(Yield Feature Variable, YFV)들과 고수율 및 저수율 lot과의 연관 규칙 추출을 위해 공정 변수 Scale로 표현된 과거 lot의 값을 특성변수 Scale로 변환하여 특성변수 값들의 패턴을 파악하고자 한다. 이를 위해, 본 연구에서는 다변량의 데이터 집합에 존재하는 주요 패턴을 인식하고 분류하는데 좋은 성능을 보이는 SOM(Self-Organizing Map) 신경망을 활용하였다[Fayyad et al., 1996]. <그림 7>은 수율 특성변수에 근거한 lot 패턴 분류의 예를 보여준다.

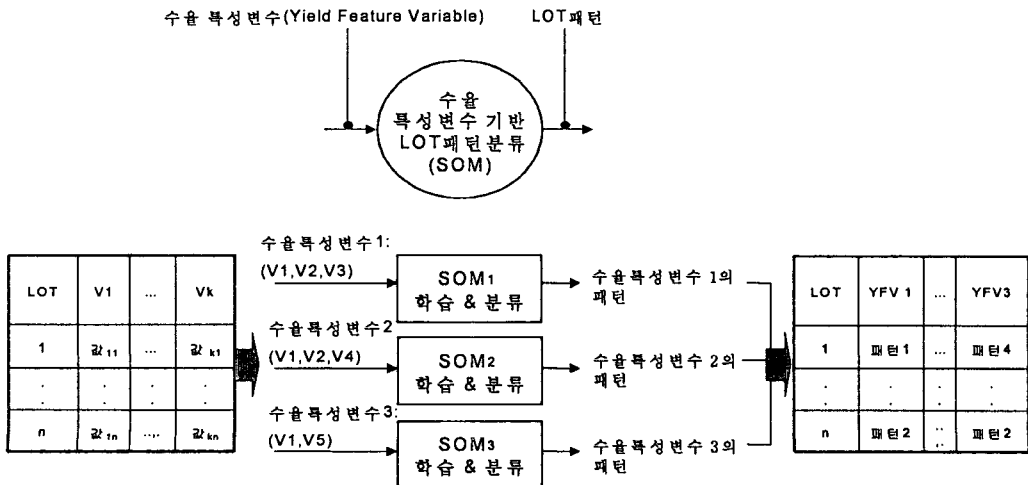
<그림 7>에서, 수율 특성변수 1에 속하는 3개 변수 (V1, V2, V3), 수율 특성변수 2에 속하는 3개 변수 (V1, V2, V4), 수율 특성변수 3에 속하는 2개 변수 (V1, V5)에 대해 각각 SOM

신경망의 학습 및 패턴 분류 과정을 통해 기존 공정변수 값으로 표현된 lot의 값을 각 수율 특성변수들의 패턴 값으로 변환한다.

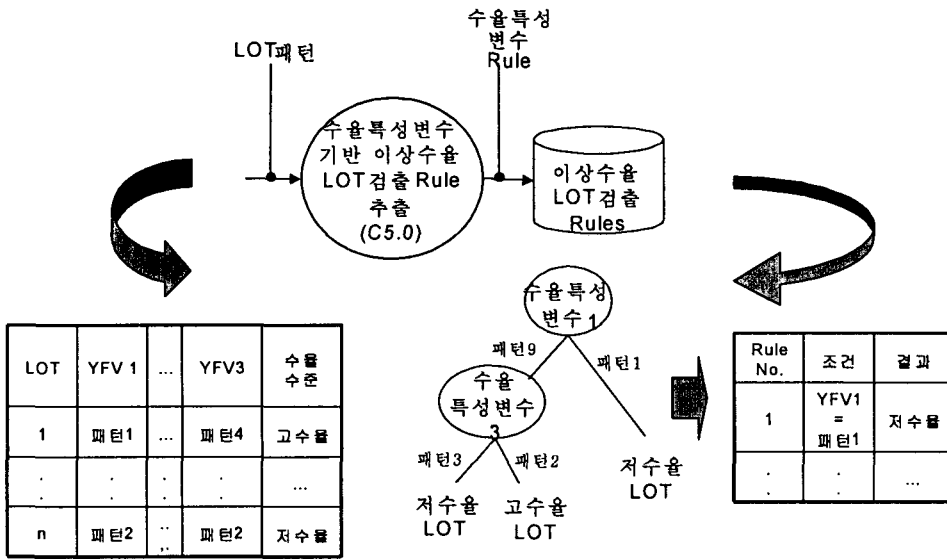
각각의 SOM 신경망은 각 수율 특성변수에 해당하는 공정변수들의 lot데이터 내에 존재하는 동시적인 움직임 학습을 통해 유한 개 (보통 9개)의 패턴으로 추출하여 분류한다. 예를 들면, 수율 특성변수1의 관점에서 과거 이상수율 lot에 존재하는 (V1, V2, V3) 변수의 동시적인 움직임을 SOM 신경망 학습 및 분류 과정을 통해 9개 패턴으로 분류하고 각각의 lot이 몇번 패턴에 해당되는지를 규명하는 것이다.

3.3 수율 특성변수 기반 이상수율Lot 검출 Rule 추출

과거 이상수율lot의 수율 특성변수 패턴과 lot의 수율 수준(고수율 또는 저수율)으로 구성된 데이터 집합에 대해 C5.0분석을 수행하여 이상수율 lot을 검출하기 위한 Rule을 추출한다(<그림 8> 참조).



<그림 7> 수율 특성변수에 근거한 lot 패턴 분류 예시

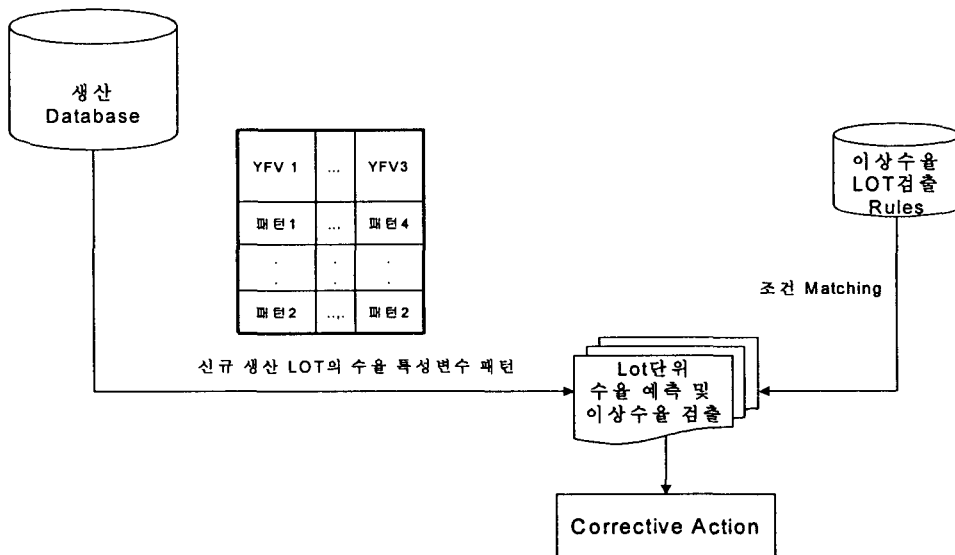


<그림8> 수율 특성변수 기반 이상수율lot 검출 Rule 추출 예시

<그림 8>에서, 의사결정나무로부터 3개의 Rule을 추출할 수 있는데, 예를 들면, “수율 특성변수 1의 패턴이 ‘패턴 1’이면 저수율 lot이다”라는 Rule을 추출할 수 있다.

3.4 수율 특성변수 기반의 이상수율 검출 Rule 적용

새로운 lot이 제조 공정을 거치면서 데이터가 발생하면 3.3절에서 추출한 이상수율 lot 검출



<그림 9> 수율 특성변수 Rule의 적용을 통한 이상수율 lot 검출 예시

Rule의 조건 매칭(matching)을 통해 공정 단계에서 사전에 고수율 lot일지, 저수율 lot일지를 예측한다(<그림 9> 참조).

이상수율 lot으로 예측되면 특별관리를 통해 사전예방/제조 사이클타임 감소 활동을 전개한다. 즉, 저수율lot으로 예측되면 사전 스크랩(Scrap)//재작업에 의한 저수율 예방 활동을 전개하고 고수율 lot으로 예측되면 후공정에서 불필요하다고 판단되는 검사를 Skip하여 제조 사이클 타임을 줄이는 활동을 전개한다. 만약 이상수율 lot 검출 Rule의 조건에 매칭되지 않은 lot은 "Normal Lot"으로 판정하여 기존의 일반 lot과 동일하게 관리한다.

4. 실험적 연구

제 3장에서 제시한 이상수율 lot검출 방법론을 반도체 제조기업 A의 실무 데이터에 적용하여 실무 적용의 타당성을 평가하였다. 타당성 평가를 위해 A기업의 실무 담당자들과 협의하

여 Probe 수율 평균이 81%인 B제품을 대상으로 이상수율 lot 검출 방법론을 적용하기로 결정하였다. A기업은 B제품의 수율 관리를 위해 모든 제조 공정에서 관리도를 사용하여 산포 관리와 엄격한 규격한계(Spec Limit) 관리를 수행하고 있으나 저수율 lot의 사전 검출 및 예방에는 미흡함을 느끼고 있었다.

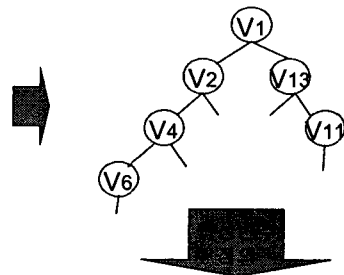
A기업의 데이터 보안 관리상의 이유로 타당성 평가에서는 과거에 생산된 B제품 lot중 90% 이상의 수율을 가지는 고수율 lot 230개와 60% 미만의 수율을 가지는 저수율 lot 230개, 총 460개 lot을 선별하였고, 이들 lot데이터중 B제품 수율에 영향을 주는 16개의 공정변수 데이터만을 확보하였다. '수율 60% 미만'과 '수율 90% 이상'의 저수율 및 고수율 기준은 실제 현장에서 적용되는 기준을 사용하였다.

합리적인 평가를 위해 460개 lot의 60%인 276개 lot 데이터는 이상수율 검출 Rule 생성에 사용하였고, 40%인 184개 lot 데이터는 이상수율 검출 Rule의 검출 성능 평가에 사용하였다. B제

C5.0 분석결과

```

V1 <= 8.024 (140)
  V2 <= 5.273 => 60%미만 (51; 0.902)
  V2 > 5.273 (89)
    V4 <= 16.625 => 60%미만 (12; 1.0)
    V4 > 16.625 (77)
      V6 <= 62 => 90%이상 (4; 1.0)
      V6 > 62 (73)
        V6 <= 91.242 => 60%미만 (69; 0.623)
        V6 > 91.242 => 90%이상 (4; 1.0)
V1 > 8.024 (136)
  V13 <= 60.957 (117)
    V11 <= 82.371 => 90%이상 (110; 0.827)
    V11 > 82.371 => 60%미만 (7; 0.857)
  V13 > 60.957 => 60%미만 (19; 0.632)
  
```



- 수율 특성변수 1 : (V1, V2)
- 수율 특성변수 2 : (V1, V2, V4)
- 수율 특성변수 3 : (V1, V2, V4, V6)
- 수율 특성변수 4 : (V1, V13)
- 수율 특성변수 5 : (V1, V13, V11)

<그림 10> C5.0분석 후 정의된 수율 특성변수

품의 저수율 lot발생에 따른 손실이 크기 때문에 고수율 lot검출 성능보다 저수율 lot 검출 성능을 중요하게 고려하였다.

4.1 수율 특성변수 정의

과거에 발생한 138개의 저수율 lot 데이터와 138개의 고수율 lot(총 276개 lot) 데이터에 대해 C5.0분석을 수행하여 <그림 10>과 같은 5개의 수율 특성변수를 정의하였다.

5개의 수율 특성변수는 <그림10>의 의사결정 나무 구조에 근거하여,

- 1) 수율 특성변수 1은 V1, V2의 2개 공정변수의 조합
- 2) 수율 특성변수 2는 V1, V2, V4의 3개 공정변수의 조합
- 3) 수율 특성변수 3는 V1, V2, V4, V6의 4개 공정변수의 조합
- 4) 수율 특성변수 4는 V1, V13의 2개 공정변수의 조합
- 5) 수율 특성변수 5는 V1, V13, V11의 3개 공정변수의 조합

으로 정의하였다.

4.2 수율 특성변수 기반 Lot 패턴 분류

4.1절에서 정의한 5개의 수율 특성변수들과 수율간의 Rule 추출을 위해, 5개의 수율 특성변수 별로 SOM 신경망을 구축하여 특성변수별로 276개 lot의 패턴을 학습한 후 패턴을 분류하였다.

V1과 V2 변수로 구성된 수율 특성변수 1의

경우, 276개 lot에 존재하는 V1과 V2변수 값의 동시적인 움직임의 패턴을 SOM 신경망을 통해 학습한 후 모든 lot의 패턴을 분류하였다. 본 연구에서는 패턴 분류의 복잡성을 제한하기위해, 5개 수율 특성변수들의 SOM 신경망을 3×3으로 구축하여 모든 특성변수의 패턴을 최대 9가지로 분류하였다.

<표 1>은 수율 특성변수 1의 SOM 신경망 학습 및 분류 과정후 얻어진 276개 lot의 패턴 분류 결과이다.

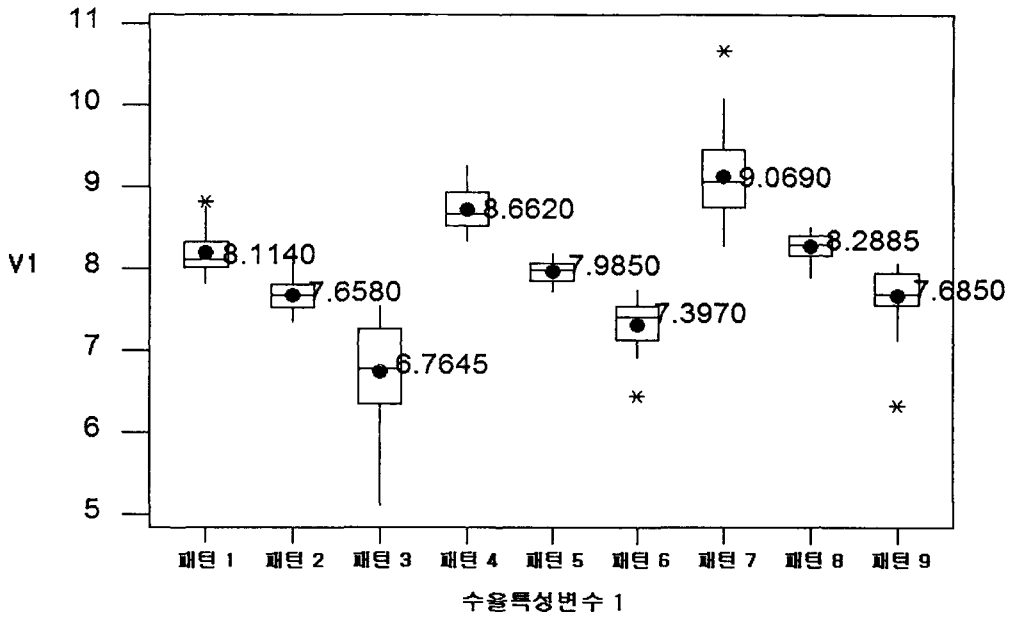
<표 1>로부터, 276개 lot중 수율 특성변수 1의 패턴 7, 3, 8, 9의 순서로 점유율이 높음을 알 수 있다. 수율 특성변수 1의 패턴 7은 V1변수의 평균값이 9.0690, V2변수의 평균값이 7.0640으로 9개 패턴중 가장 높은 반면, 수율 특성변수 1의 패턴 3은 V1변수 평균값이 6.7645, V2변수의 평균값이 4.8865로 9개 패턴중 가장 낮은 특징이 있음을 알 수 있었다(<그림 11> 참조)

수율 특성변수 2, 3, 4, 5의 경우도 특성변수 1의 경우와 동일하게 276개 lot에 존재하는 특성변수 2, 3, 4, 5의 패턴을 각각SOM 신경망을 통해 학습한 후, 276개 lot의 패턴을 각각 분류하였다. 수율 특성변수 2, 3, 4, 5의 276개 lot에 대한 분류결과는 <표 2>와 같다.

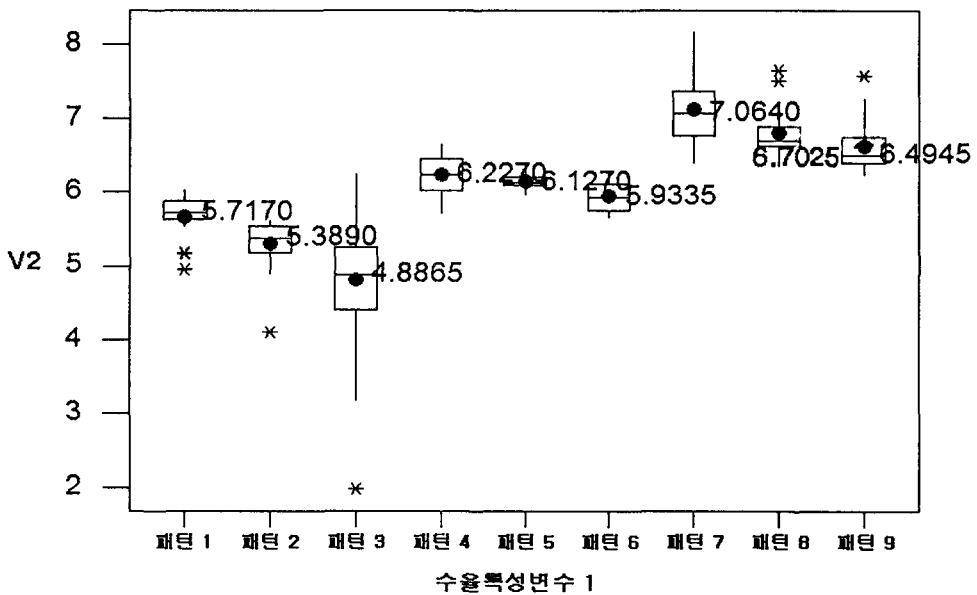
수율 특성변수 패턴에 기반한 lot 분류 단계를 통해, 16개 변수, (V1, V2, ..., V15, V16), 의 데이터로 표현된 276개 lot을 5개 수율 특성변수, (YFV1, YFV2, YFV3, YFV4, YFV5), 의 패턴 값으로 변환하였다. 예를 들면, (V1, V2, ..., V15, V16) = (8.742, 6.808, ..., 0.000, 1.282)의

<표 1> 수율 특성변수의 SOM 신경망 학습후 276개 lot의 패턴분류 결과

특성변수 1의 패턴 구분	276개 LOT의 패턴분류 결과									계
	패턴 1	패턴 2	패턴 3	패턴 4	패턴 5	패턴 6	패턴 7	패턴 8	패턴 9	
LOT수	19	17	60	16	19	18	67	32	28	276
점유율	6.88%	6.16%	21.74%	5.80%	6.88%	6.52%	24.28%	11.59%	10.14%	100



<그림 11-1> 수율 특성변수 1의 패턴별 V1 변수의 분포(Box-Whisker Plot)



<그림 11-2> 수율 특성변수 1의 패턴별 V2 변수의 분포(Box-Whisker Plot)

값을 가지는 lot1은 5개 수율 특성변수인 (YFV1, YFV2, YFV3, YFV4, YFV5) = (패턴 7, 패턴 2, 패턴 6, 패턴 8, 패턴 3)으로 변환된다.

여기서, 모든 수율 특성변수의 패턴 값은 9개 패턴 중 하나의 패턴 값으로 표현되고, 패턴 값이 같더라도 서로 다른 의미를 가진다. 즉, 수율

<표 2> 수율 특성변수 2, 3, 4, 5의 276개 lot의 분류결과

(a) 특성변수 2의 SOM 신경망 학습후 276개 LOT의 패턴분류 결과

특성변수 2의	패턴분류									계
	패턴 1	패턴 2	패턴 3	패턴 4	패턴 5	패턴 6	패턴 7	패턴 8	패턴 9	
LOT수	54	31	34	20	17	18	30	24	48	276
점유율	19.57%	11.23%	12.32%	7.25%	6.16%	6.52%	10.87%	8.70%	17.39%	100%

(b) 특성변수 3의 SOM 신경망 학습후 276개 LOT의 패턴분류 결과

특성변수 3의	패턴분류									계
	패턴 1	패턴 2	패턴 3	패턴 4	패턴 5	패턴 6	패턴 7	패턴 8	패턴 9	
LOT수	40	14	41	24	17	30	28	26	56	276
점유율	14.49%	5.07%	14.86%	8.70%	6.16%	10.87%	10.14%	9.42%	20.29%	100%

(c) 특성변수 4의 SOM 신경망 학습후 276개 LOT의 패턴분류 결과

특성변수 4의	패턴분류									계
	패턴 1	패턴 2	패턴 3	패턴 4	패턴 5	패턴 6	패턴 7	패턴 8	패턴 9	
LOT수	39	24	46	27	22	16	43	20	39	276
점유율	14.13%	8.70%	16.67%	9.78%	7.97%	5.80%	15.58%	7.25%	14.13%	100%

(d) 특성변수 5의 SOM 신경망 학습후 276개 LOT의 패턴분류 결과

특성변수 5의	패턴분류									계
	패턴 1	패턴 2	패턴 3	패턴 4	패턴 5	패턴 6	패턴 7	패턴 8	패턴 9	
LOT수	46	20	45	17	20	27	32	21	48	276
점유율	16.67%	7.25%	16.30%	6.16%	7.25%	9.78%	11.59%	7.61%	17.39%	100%

특성변수 1과 2의 패턴 값이 '패턴 1'로 동일하다 할지라도 두 특성변수에서의 '패턴 1'은 서로 다른 특징을 가진다(<그림 11> 참조).

4.3 이상수율 Lot 검출을 위한 수율 특성변수 Rule 추출

수율 특성변수들의 패턴 값으로 표현된 276개 lot 데이터와 그때의 수율 수준(60% 수율 미만인 lot과 90% 수율 이상인 lot) 데이터에 대해 C5.0 분석을 수행하여 다음 <그림 12>와 같은 분류규칙을 추출하였다.

<그림 12>로부터, 5개의 수율 특성변수중 단지 특성변수 1의 패턴 값에 따라 수율 수준이 결

정됨을 확인하였고, 이중에서 Rule의 신뢰도/정확도가 0.7이상의 값을 가지는 5개 Rule만 고려하기로 결정하였다(<표 3> 참조).

70% 신뢰도는 A기업의 B제품 담당 엔지니어가 결정하였고, Rule 활용의 최소 신뢰도 수준은 실무 담당자가 현장을 고려하여 결정할 수 있다. 5개의 Rule을 실무에 효과적으로 적용하기 위해 실무활용 절차를 담당 엔지니어와의 협의를 통해 수립하였다. 즉, 새로운 lot이 공정을 거치면서 V1변수와 V2변수의 데이터가 발생하면 학습된 수율 특성변수1의 SOM 신경망을 통해 새로운 lot의 패턴이 무엇인지 분류한다.

새로운 lot의 패턴이 '패턴 2' 또는 '패턴 3' 또는 '패턴 9'이면, <표 3>의 Rule 1 또는 Rule 2

			신뢰도
수율특성변수 1 = '패턴 1'	=>	'60미만' (19;	0.632)
수율특성변수 1 = '패턴 2'	=>	'60미만' (17;	0.824)
수율특성변수 1 = '패턴 3'	=>	'60미만' (60;	0.8)
수율특성변수 1 = '패턴 4'	=>	'90이상' (16;	0.625)
수율특성변수 1 = '패턴 5'	=>	'90이상' (19;	0.632)
수율특성변수 1 = '패턴 6'	=>	'60미만' (18;	0.556)
수율특성변수 1 = '패턴 7'	=>	'90이상' (67;	0.806)
수율특성변수 1 = '패턴 8'	=>	'90이상' (32;	0.75)
수율특성변수 1 = '패턴 9'	=>	'60미만' (28;	0.714)

<그림 12> 5개 수율 특성변수와 수율 수준과의 C5.0 분석후 생성된 규칙

또는 Rule 3에 의해 새로운 lot의 수율 수준이 '60% 미만'이 예측된다. 60% 미만의 저수율 lot으로 예측되면 해당 lot의 특별관리를 통해 60% 미만의 저수율이 발생하지 않도록 후공정 단계에서 적절한 조치를 수행한다.

반면 새로운 lot의 패턴이 '패턴 7' 또는 '패턴 8'이면, <표 3>의 Rule 4 또는 Rule 5에 의해 새로운 lot의 수율 수준이 '90% 이상'이 예측된다. 90% 이상의 고수율 lot으로 예측되면 후공정 단계에서 진행되는 검사를 Skip하여 진행하는 것을 담당 엔지니어가 판단하여 결정한다.

만약 새로운 lot의 패턴이 고수율 및 저수율 lot의 패턴이 아닌 '패턴 1' 또는 '패턴 4' 또는 '패턴 5' 또는 '패턴 6' 이라면, 'Normal Lot'으로 판정하여 기존의 lot과 동일하게 진행한다.

4.4 이상수율 Lot 검출 성능 평가

4.3절의 수율 특성변수에 기반한 이상수율 lot 검출 Rule을 92개의 고수율과 저수율 lot으로 구성된 총 184개의 검출 성능 평가용 lot 데이터에 적용하여 검출 성능을 평가하였다. 객관적인 성능 평가를 위해, 수율 특성변수로의 변환 없이 16개 공정변수에 직접 C5.0분석을 수행하여 Rule Set을 생성하는 일반적인 방법과 검출 성능비교를 수행하였다. 이를 위해, 수율 특성변수에 기반한 Rule 생성에 사용된 276개 lot 데이터를 특성변수 변환없이 C5.0분석을 수행하여 <표 4>와 같은 공정변수 기반의 검출 Rule을 생성하였다.

수율 특성변수에 기반한 Rule 생성과 동일하게, C5.0분석을 통해 생성된 Rule중에서 0.7이상

<표 3> 수율 특성변수 기반의 이상수율 검출 Rule

구 분	Rule NO.	조 건	결 과	신뢰도
저수율 LOT 검출기준	1	수율특성변수 1 = '패턴 2'	수율수준 = '60% 미만'	82.40%
	2	수율특성변수 1 = '패턴 3'		80.00%
	3	수율특성변수 1 = '패턴 9'		71.40%
고수율 LOT 검출기준	4	수율특성변수 1 = '패턴 7'	수율수준 = '90% 이상'	80.60%
	5	수율특성변수 1 = '패턴 8'		75.00%

〈표 4〉 이상수율 lot 검출을 위한 일반변수 기반 Rule

구 분	규칙 No.	조 건	결 과	신뢰도
저수율 LOT 검출기준	1	(V1 <= 8.02388) and (V2 > 5.273) and (V4 <= 16.625)	수율수준 = '60% 미만'	100.00%
	2	(V1 <= 8.02388) and (V2 <= 5.273)		90.20%
	3	(V1 > 8.02388) and (V13 <= 60.957) and (V11 > 82.371)		85.70%
고수율 LOT 검출기준	4	(V1 <= 8.02388) and (V2 > 5.273) and (V4 > 16.625) and (V6 <= 62)	수율수준 = '90% 이상'	100.00%
	5	(V1 <= 8.02388) and (V2 > 5.273) and (V4 > 16.625) and (V6 > 91.242)		100.00%
	6	(V1 > 8.02388) and (V13 <= 60.957) and (V11 <= 82.371)		82.70%

의 신뢰도를 가지는 Rule만 선정하여 고수율 및 저수율 lot 검출에 사용하였다(〈표 4〉 참조).

〈표 4〉의 6개 Rule은 V1, V2, V4, V6, V11, V13, V16라는 공정변수들의 조건으로 구성되어 수율 수준을 예측한다. 이러한 일반 변수 Rule 과 〈표 3〉의 5개 특성변수 Rule을 184개 성능 평가용 lot 데이터에 적용하여 평가한 결과는 〈표 5〉와 같다.

〈표 5〉로부터 수율 특성변수에 기반한 Rule 적용의 전체 예측정확도가 75%로서, 일반 공정 변수에 기반한 Rule 적용의 전체 예측정확도 66.67% 보다 높음을 알 수 있었다. 특히, 저수율 lot 검출에 있어서 수율 특성변수에 기반한 Rule 적용(예측정확도 : 85.45%)이 일반 공정 변수에 기반한 Rule 적용(예측정확도 : 49.12%)보다 정확도가 매우 높음을 알 수 있었다. 실무

〈표 5〉 이상수율 lot 검출 성능 평가 결과

(a) 평가용 LOT에 적용한 결과(일반 공정변수에 기반한 RULE 적용)

	고수율로 예측한 LOT수	저수율로 예측한 LOT수	총 LOT수	예측 정확도
실제 고수율	52	15	67	77.61%
실제 저수율	29	28	57	49.12%
	81	43	124	66.67%

주) 184개 LOT중 60개 LOT이 6개 일반변수 기반 검출 RULE 조건에 매칭되지 않음.

(b) 평가용 LOT에 적용한 결과(수율 특성변수에 기반한 RULE 적용)

	고수율로 예측한 LOT수	저수율로 예측한 LOT수	총 LOT수	예측 정확도
실제 고수율	43	22	65	66.15%
실제 저수율	8	47	55	85.45%
	51	69	120	75.00%

주) 184개 LOT중 64개 LOT이 5개 특성변수 기반 검출 RULE 조건에 매칭되지 않음.

현장에서 저수율 lot의 사전 검출 및 예방이 고수율 lot 검출보다 중요함을 고려할 때, 수율 특성변수에 기반한 Rule 적용이 실무 적용에 타당하다고 하겠다.

5. 결 론

반도체 제조공정에서 수율 관리의 핵심은 먼지 및 오염 물질 발생 등의 불량 원인에 대한 관리와 수율 변동과 관련된 많은 공정변수 및 이들의 조합인 연관 공정변수들을 효과적으로 관리하는 것이다. 반도체 제조공정이 오늘날 나노 미터급 공정으로 미세화, 소형화됨에 따라 이들에 대한 더욱 엄격한 관리가 요구되고 있다.

본 논문은 반도체 제조공정 전반에서 관리하는 공정변수들의 수율에 대한 연관성을 분석하여 연관된 공정변수들을 수율 특성변수로 정의하고 수율 특성변수를 기준으로 공정단계에서 수율을 예측하여 이상수율(고수율/저수율)을 검출할 수 있는 방법론과 그 적용사례를 제시하였다. 논문에서 제시한 방법론은 과거 이상수율이 발생한 lot의 모든 공정변수 이력을 C5.0과 SOM(Self-Organizing Map) 신경망을 연계 적용하여 수율 특성변수로 변환하고 고수율/저수율 검출용 Rule을 생성하는 것이다. 생성된 Rule을 신규로 생산한 lot의 데이터에 적용하여 사전에 공정단계에서 이상수율 여부를 판정할 수 있다.

제시한 방법론은 공정 엔지니어가 관리해야 하는 변수의 수를 수율 특성변수 정의를 통해 축소하고 수백개의 전체 공정변수 간의 복잡한 상호관계를 파악할 수 있어 효과적인 수율 관리를 가능하게 한다. 반도체 제조공정에서 실시간으로 제시한 방법론을 적용할 수 있는 정보시스템(예를 들면, Rule-based System)을 구축한다면 실무 적용에 더욱 효과적이라 판단된다. 이를 위해, 기존에 생성된 Rule을 효과적으로 정제하는 방법(Rule refinement method) 및 다양

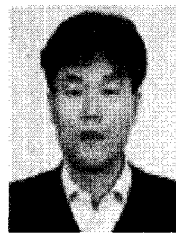
한 수율 특성변수의 패턴 개발 방법을 후속 연구로 수행하고자 하며 아울러 이러한 방법들을 제공할 수 있는 전문가 시스템(expert system)의 설계 연구도 병행하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] 배도선, *최신 통계적 품질관리*, 영지문화사, 1996.
- [2] 백동현, 남정곤, “반도체 일관가공 공정의 수율개선 및 예측을 위한 데이터마이닝 기법과 OLAP의 활용”, *한국경영정보학회 춘계학술대회*, 2002.
- [3] 이영수, *Production planning in semiconductor wafer fabrication considering variable cycle times*, 석사학위논문, 포항공과대학교, 1997.
- [4] Ciciani, B. and G. Jazeolla, “A Markov Chain-Based Yield Formula for VLSI Fault-Tolerant Chips”, *IEEE Transactions on Computer-Aided Design*, Vol. 10, No. 2, 1991, pp. 252-259.
- [5] Crosier, R. B., “Multivariate Generalizations of Cumulative Sum Quality-control Schemes”, *Technometrics*, Vol. 30, 1988, pp. 539-549.
- [6] Cunningham, James A., “The Use of Evaluation of Yield Models in Integrated Circuit Manufacturing”, *IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 3, No. 2, 1990, pp. 60-72.
- [7] Dance, D. and R. Jarvis, “Using Yield Models to Accelerate Learning Curve Progress”, *IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing*, Vol. 5, No. 1, 1992, pp. 41-46.

- [8] James A. Freeman, and David M. Skapura, *Neural Networks- Algorithms, Applications, and Programming Techniques*, Addison-Wesley, 1991.
- [9] Ferris-Prabhu, A. V., *Introduction to Semiconductor Device Yield Modeling*, Attech House Inc., 1992.
- [10] Henderson, K., Kretsch, K. P., Drury, A., Maier, S., Davey, A. P., Blau, W., and Byrne, H. J., "Correlation of molecular vibrational structure with luminescent quantum yields", *Synthetic metals*, Vol. 111/112, 2000, pp. 559-561.
- [11] Jackson, J. S., "Quality Control Methods for Several Related Variables", *Technometrics*, Vol. 1, 1959, pp. 359-377.
- [12] Kimura, K., Usui, S., and Nakajima, K., "Secondary-electron emission by 0.5-MeV/u H, He, and Li ions specularly reflected from a SnTe(001) surface : Possibility of the surface track potential reducing the secondary-electron yield at a semicon", *Physical review. A*, Vol. 62, No. 6, 2000, pp. 062902-.
- [13] Kohonen, T., "Self-organized formation of topologically correct feature maps", *Biological Cybernetics*, Vol. 43, 1982, pp. 59-69.
- [14] Quinlan, J. Ross, *C4.5 : Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann Publishers(San Mateo, California), 1993.
- [15] R. Uzsoy, C. Lee, and L. A. Martin-Vega, "A Review of Production Planning and Scheduling models in the semiconductor industry PART I : System characteristics, Performance Evaluation and Production Planning", *IIE Transactions*, Vol. 24, No. 4, 1992, pp. 47-60.
- [16] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro, P. Smyth, and R. Uthurusamy, *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, AAA Press/MIT Press, California, 1996.
- [17] Yuang, Rong-Heng, Chyi, Jen-Inn, Lin, Wei, Tu, and Yuan-Kuang, "High-speed InGaAs metal-semiconductor-metal photodetectors with improved responsivity and process yield", *Optical and quantum electronics*, Vol. 28, No. 10, 1996, pp. 1327-1334.

▣ 저자소개



이 장 희

KAIST 산업공학과(공학석사)
KAIST 산업공학과(공학박사)
삼성전자 반도체 재직 후,
현재 한국기술교육대학교 산업
경영학부 교수

관심분야는 데이터마이닝, 지능형정보시스템, 지식기반시스템