

## 품질향상을 위한 제품 균일성의 On-Line 제어

하 성 도\*

On-Line Control of Product Uniformity for Quality Improvement

Sungdo Ha\*

### ABSTRACT

In off-line process optimization, process parameters are controlled such that the process is robust against changes in equipment conditions and incoming materials. The off-line methods, however, are not effective when the changes are so large that process parameters need to be adjusted. On-line control can respond to such large changes, but process uniformity has not been controlled on-line due to the difficulties in modeling. This paper is aimed at developing a new on-line control methodology where the uniformity is controlled effectively. The process variability is categorized based on the physical considerations, and the process parameters are classified considering their effects on the categorized process variabilities. On-line control is performed with the properly selected process parameters so that robustness may not be degraded. The developed methodology is applied to the single wafer plasma etching processes, which resulted in both higher within-a-wafer uniformity and compensation of the incoming material non-uniformity.

**Key Words :** On-Line Control(온라인제어), Off-Line Optimization(오프라인최적화), 공정 Robustness, Process Variability(공정 변화량), Process Parameter(공정 파라미터), Product Uniformity (제품 균일성), Quality Loss(품질손실).

### 1. 서 론

공정에서 생산되는 제품 특성의 최적화를 위하여, 실험계획법을 적용하여 계획된 실험을 수행하고 그 결과를 이용하여 공정을 최적화한 후, 최적화 결과를 이용하여 공정을 운전하는 Off-Line 최적화 방법이 널리 쓰이고 있다. 이러한 Off-Line 최적화에서는, 외부환경의 변화에 대한 공정의 특성 변화의 크기로 설명되는 공정의 Robustness를 극대화하여 공정이 장비 상태의 변화 혹은 원자재 특성의 변화에 둔감하게 만들어 최적화 결과를 유지한다. 그러나 여러 가지의 변화에 대한 공정의 민감성을 완전하게 제거하는 데에는 한계가 있으므로, 고품질의 제품을 생산하기 위하여 On-Line 제어가 필요하게 된다.

\* 한국과학기술연구원 기전연구부

On-Line 제어란 실제 생산 중에 공정 파라미터를 조절하여 이루어지는 제어를 말한다. 이러한 제어는 공정진행 중에 실시간으로 측정되는 측정 데이터를 이용하여 실시간으로 이루어지거나 혹은 공정 전과 공정 후에 측정되는 데이터를 이용하여 공정들 사이에서 이루어진다. 그러나 On-Line 제어에서는 Off-Line 최적화와 비교하면, 공정의 운전자가 On-Line 제어를 통하여 제품의 품질을 어느 정도 개선할 수 있는지에 대한 불확실성이 있다. 이러한 제어를 통하여 품질이 저하될지도 모른다는 우려를 가지게 된다. 이는 많은 경우에 제품 특성에 미치는 공정 파라미터의 영향이 복잡하여 그 모델링이 용이하지 않기 때문이다.

이 논문의 목적은 공정 및 장비의 물리적인 현상을 기초로 하여, On-Line 제어에 가장 적절한 공정 파라미터를 선정하기 위한 판단 기준을 마련함으로써 공정 파라미터를 분류하고 분류된 공정 파라미터를 효과적으로 사용하여 Off-Line 최적화만으로는 얻을 수 없는 장비 상태의 변화 및 원자재 특성의 변화를 보상하고 그 결과로 제품의 품질을 향상시키는 방법을 개발하는 데에 있다.

다구찌 방법에서는 성공적인 공정의 최적화를 위하여 공정 파라미터의 선정이 매우 중요하다고 강조하고 있다.<sup>(1)</sup> 이러한 공정 파라미터의 선정을 위하여 적절한 판단 기준이 설정되어 이용된다. 예를 들면 망목특성(盲目特性)을 가지는 공정의 경우에는 Nominal the Best S/N 비를 이용하여 공정특성의 평균값의 조절에 가장 효과적인 공정 파라미터를 선정하고 나머지의 공정 파라미터는 공정의 Robustness를 최적화하는 용도로 사용된다. 또한 공정 특성이 변하는 경우에는 동적(Dynamic) S/N 비를 이용하여 목표 특성치를 만족시키는 데에 사용되는 신호 계수(Signal Factor)를 선정한다.<sup>(2)</sup>

## 2. On-Line 제어 방법

### 2.1. 공정 변화량(Process Variability)의 구분

공정의 장비들을 관찰하여 보면 공정에서 발생하는 변화량 중에서 On-Line으로 제어할 수 있는 부분과 제어할 수 없는 부분을 구분하기 위한 정보를 얻을 수 있다. 예를 들면 반도체 생산을 위한 공정들 중 단위 웨이퍼 처리 공정의 경우 대개의 장비들은 축대칭의 기하학적 형상을 가지고 있다. 따라서 공정 파라미터에 의하여 조절되는 반응 가스의 유량, 압력, 온도 등의 공정 조건들은 일정 반경의 원주상에서 동일한 값을 가지도록 제어되므로,

이러한 공정의 공정 파라미터들을 사용하여 원주 방향의 균일성을 제어하는 것은 상대적으로 반경 방향의 균일성을 제어하는 것보다 어렵다는 것을 알 수 있다. 즉 반경 방향의 균일성은 공정 파라미터의 조절을 통하여 공정 조건들을 변화시킴으로써 제어할 수 있으나, 원주 방향의 균일성은 공정 파라미터에 의하여 설정되는 공정 조건의 Robustness에 의하여 결정되므로, 원주 방향의 균일성과 공정 파라미터와의 상관관계는 반경 방향의 균일성과 공정 파라미터와의 상관관계에 비하여 상대적으로 복잡함을 알 수 있다.

이러한 단위 웨이퍼 처리 장비의 예를 일반화시켜 다음과 같이 공정 변화량을 구분하기로 한다. 공정 변화량과 공정 파라미터와의 상관관계의 복잡한 정도에 따라 크게 Non-tunable Variability와 Tunable Variability로 나눈다. 공정 변화량과 공정 파라미터와의 상관관계는 해당 공정의 특성에 따라 각각 결정되는데, 주로 공정과 장비에 대한 경험을 통하여 정성적으로 이해되며, 실험자료를 토대로 정량적으로 모델링 된다. Non-tunable Variability는 그 상관관계가 복잡하여 모델링하기가 어렵고 따라서 On-Line으로 제어하기 어려운 공정 변화량이며, Tunable Variability는 상대적으로 간단한 상관관계를 가져 On-Line 제어를 위한 모델링이 용이한 공정 변화량이다. Non-tunable Variability는 On-Line 제어보다는 Off-Line 최적화에 의한 공정의 Robustness의 향상을 통하여 개선이 가능하다.

Tunable Variability는 다시 Tunable Uniformity와 평균과 목표값과의 차이(Mean Deviation from Target)으로 구분된다. Tunable Uniformity는 On-Line으로 제어가 용이한 공정 변화량 중에서 평균과 목표값과의 차이를 제외한 기타의 변화량이다. 일반적으로 평균은 그 모델링과 제어가 비교적 용이하므로 많은 공정 모델링과

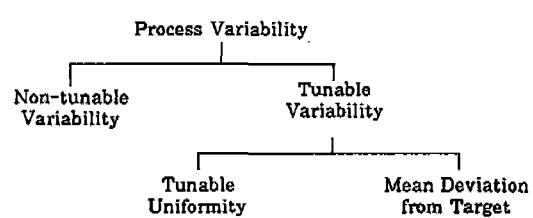


Fig. 1 Categories of Process Variabilities

제어 기법들에서 이들을 취급하여 왔다.<sup>(3,4)</sup> Fig. 1에 공정 변화량의 구분을 나타내었다.

## 2.2. 공정 파라미터의 분류

앞절에서 설명한 바와 같이 공정 변화량을 구분한 후에 그들을 적절히 제어하기 위하여 각각의 공정 변화량을 모델링 한다. 이러한 모델링에서는 공정 파라미터가 각각의 공정 변화량에 미치는 영향을 분석하게 된다. 이때 모든 공정 파라미터를 이용하는 것보다 On-Line 제어를 효과적으로 행할 수 있는 공정 파라미터를 선정하는 것이 필요하다.

예를 들어 반경 방향의 균일성을 On-Line으로 제어하고자 하는 단위 웨이퍼 처리 공정의 경우에는 웨이퍼의 중앙과 가장자리에서의 공정조건의 차이로 인하여 소위 "Bull's Eye" 형태의 불균일성이 흔히 일어나게 되는데, 이러한 반경 방향의 차이를 가장 효과적으로 제어할 수 있는 공정 파라미터를 선정하는 것이 필요하다.<sup>(5)</sup> 반경 방향의 균일성을 조절할 수 있는 공정 파라미터는 다수 존재하나, 이러한 공정 파라미터를 이용하여 반경 방향의 균일성을 조절함으로써 원주 방향의 균일성이 동시에 저하되면 On-Line 제어의 효과가 상쇄되어 제품 품질의 향상이 어려우므로, 반경 방향의 균일성을 제어와 동시에 원주 방향의 균일성을 해치지 않는 공정 파라미터를 선정하는 것이 매우 중요하다. 이러한 공정 파라미터를 "Tuning Factor"라고 칭한다.

마찬가지의 논리로 공정의 평균을 균일성 등의 Non-tunable Variability와 Tunable Uniformity를 동시에 저해하지 않으면서 제어할 수 있는 공정 파라미터를 "Adjustment Factor"라고 칭한다.

일반적으로 공정 파라미터를 다음의 세가지 그룹으로 분류하여 각기 용도에 적합하게 사용한다. 우선 구분된 공정 변화량들 중에서 Tunable Uniformity에는 커다란 영향을 미치면서 Non-tunable Variability에 미치는 영향이 작은 공정 파라미터를 Tuning Factor로 분류하며, 공정의 평균에는 그 영향이 크나 Tunable Uniformity와 Non-tunable Variability에 미치는 영향이 작은 공정 파라미터를 Adjustment Factor로 분류한다. 그 이외의 공정 파라미터들은 대개 공정의 Robustness에 영향을 미치게 되는데 이들을 Robustness Factor로 분류한다. 각각의 공정 파라미터들이 구분된 공정 변화량에 미치는 영향을 Table 1에 표시하였다.

위에서 분류한 세가지 종류의 공정 파라미터들은 Fig. 2

Table 1 Effects of Classified Process Parameters on Categorized Variabilities

	Non-tunable Variability	Tunable Uniformity	Mean
Robustness Factor	Some Effects	-	-
Tuning Factor	Small Effects	Large Effects	-
Adjustment Factor	Small Effects	Small Effects	Large Effects

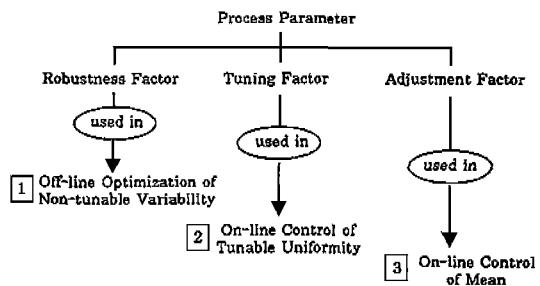


Fig. 2 Process Parameter Classification and Usage

에 나타낸 바와 같이 일정한 순서에 따라 사용된다. 우선 Robustness Factor를 사용하여 공정의 Non-tunable Variability를 최적화하고, 다음에 Tunable Uniformity를 제어하기 위하여 Tuning Factor를 사용하며, 마지막으로 공정의 평균을 주어진 목표값에 일치시키기 위하여 Adjustment Factor를 사용한다. 이러한 순서에 따라 공정을 최적화하고 제어함으로써 Off-Line으로 최적화된 Non-tunable Variability를 저해하지 않으면서 Tunable Variability를 On-Line으로 제어할 수 있게 된다. 그리고 평균의 On-Line 제어에서도 Adjustment Factor를 이용함으로써 앞서 제어된 Tunable Uniformity 가 그대로 유지된다.

공정 파라미터의 분류는 실험을 통하여 얻은 데이터를 이용하여 뒤에 설명하게 될 적절한 판단 기준을 적용하여 Tuning Factor와 Adjustment Factor를 선정함으로써 이루어지며, 나머지 공정 파라미터는 Robustness Factor로서 공정의 Robustness 최적화를 위하여 사용된다.

## 2.3. 제어 방법의 예

여기서는 단위 웨이퍼 처리 공정 중에서 플라즈마 애칭 공정을 들어 예시적으로 본 논문의 On-Line 제어방법을 설명하기로 한다. 이 공정의 장비는 앞절에서 설명한 바와 같이 축대칭의 기하학적 구조를 가지고 있어서 웨이퍼

상의 에칭을의 균일성을 반경 방향의 균일성과 원주 방향의 균일성으로 나눌 수 있고, 모델링과 제어의 난이도에 따라 각각 반경 방향의 균일성은 Tunable Uniformity로, 원주 방향의 균일성은 Non-tunable Variability로 구분된다.

에칭된 깊이를 Fig.3에 나타낸 바와 같이 웨이퍼 상의 12개의 위치에서 에칭되는 필름의 두께를 공정의 전, 후에 각각 측정하여 그 차이로서 계산한다. 그림에 나타난 바와 같이 각각의 측정 위치를 웨이퍼의 중심으로부터의 거리에 따라 3개의 그룹으로 나누면, 각 그룹의 평균들의 차이가 반경 방향의 균일성에 해당하게 되고, 각 그룹 내에서의 변화량이 원주 방향의 균일성에 해당하게 된다. 여기서의 예에서는 에칭을의 균일성 뿐만 아니라 전체 에칭 깊이의 목표값  $T$ 도 만족시켜야 하는 것으로 생각한다. Fig.3에는 에칭을의 불균일성에 의한 Bull's Eye의 대표적인 형상이 나타나 있다.

Fig.4A에서 Fig.4D까지는 각각 에칭 깊이의 형상을 웨이퍼 상에 3차원 곡면으로 표현한 그림과 에칭 깊이를 그룹으로 나누어 그룹의 평균과 함께 그린 그래프들이다. 3차원 곡면의 그림에는 반경 방향과 원주 방향의 균일성이 함께 나타나 있으며, 그래프에서는 반경 방향의 균일성은 그룹의 평균들을 연결한 선의 기울기로, 원주 방향의 균일성은 측정값들이 그룹의 평균을 중심으로 분포되어 있는 분산의 정도로 표시되어 있다. 즉 그룹의 평균들을 연결한 선의 기울기가 수평으로 편평하게 되는 경우가 반경 방향의 균일성이 최대인 경우가 되고, 그룹의 평균을 중심으로 분포되어 있는 분산의 정도가 작을수록 원주 방향의 균일성이 양호한 것이 된다.

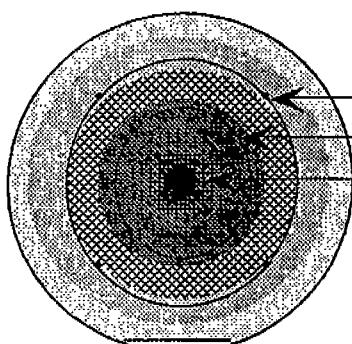


Fig. 3 Positions of Measurement Sites on a Wafer & Bull's Eye Pattern

Fig.4A는 균일성이 불량한 초기 상태의 에칭 깊이의 형상이다. 그래프에서 반경 방향과 원주 방향의 균일성 모두 불량함을 알 수 있다. Fig.4B는 Robustness를 Off-Line으로 최적화한 후의 결과로서 원주 방향의 균일성이 최적화되어 에칭 깊이를 나타내는 3차원 곡면이 축 대칭에 가까운 형상을 보여주고 있음을 알 수 있다. 또한 반경 방향의 균일성은 Robustness 최적화에 영향을 받지 않았음을 알 수 있다.

Fig.4C는 반경 방향의 균일성을 On-Line으로 제어한 결과이다. 여기서는 설명을 위하여 원주 방향의 균일성을 저하시키지 않으면서 반경 방향의 균일성을 제어할 수 있는 Tuning Factor가 존재하는 것으로 가정하였다. 3차원 곡면의 굴곡이 없어졌고, 그래프에서는 원주 방향의 균일성이 Fig.4B에 비하여 저하되지 않았음을 알 수 있다. 그러나 아직 전체 에칭 깊이의 평균과 목표값  $T$  사이에는

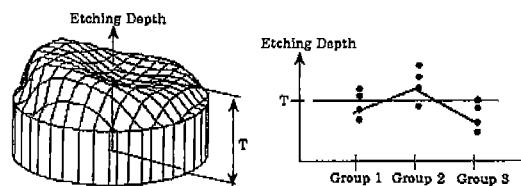


Fig. 4A Initial State

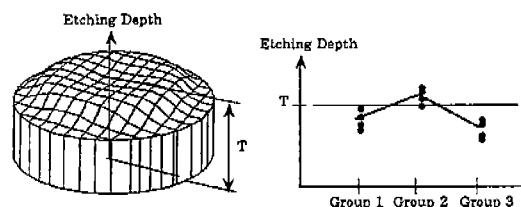


Fig. 4B After Off-Line Robustness Optimization

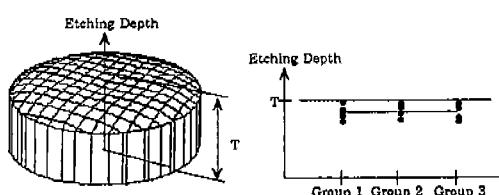


Fig. 4C After On-Line Tunable Uniformity Tuning

차이가 있다. Fig. 4D에는 Adjustment Factor를 이용하여 평균을 On-Line으로 조절하여 목표값 T에 일치하도록 제어한 결과가 나타나 있다. 원주 방향 및 반경 방향의 균일성이 각각 최적화되고 제어된 상태를 유지한 채 평균만이 조절되어 측정된 예칭 깊이가 T에 가깝도록 제어된 결과를 알 수 있다.

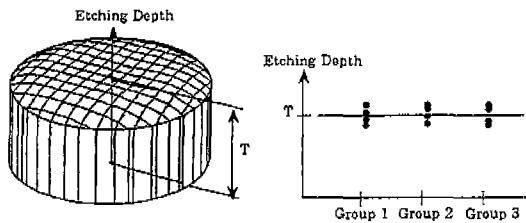


Fig. 4D After On-Line Mean Adjustment

#### 2.4. 제어 방법 요약

본 논문의 On-Line 제어 방법은 공정 및 장비의 특성을 이해하고 그에 따라서 공정 변화량을 Non-tunable Variability와 Tunable Variability로 나누는 것에서 출발한다. 2.1절의 단위 웨이퍼 처리 장비에서 장비의 축대칭의 기하학적인 형상을 이용하여 공정 변화량을 반경방향과 원주방향으로 구분한 것이 그 한 예이다.

공정 변화량이 구분된 후에는, 공정 파라미터를 각각 공정 변화량에 미치는 영향에 따라 Adjustment Factor, Tuning Factor, Robustness Factor로 분류하기 위하여 실험계획법을 이용하여 실험을 계획, 실행하고 그 결과를 분석한다. 이때 Non-tunable Variability의 크기를 측정하기 위한 Robustness가 정의되고 Tunable Variability의 크기를 측정하기 위한 기준들이 정의되며, 이를 이용한 판단 기준을 설정하여 공정 파라미터의 분류가 이루어진다. Robustness와 Tunable Variability를 측정하기 위한 기준 및 공정 파라미터 분류의 판단 기준은 다음 절에서 설명하기로 한다.

다음에 공정의 Robustness를 최적화하기 위한 Robustness Factor의 값들이 설정되고, 실험 결과의 분석으로 얻어진 Tunable Variability의 경험적인 모델을 이용하여 On-Line 제어를 실행한다. 이때 Tunable Uniformity의 On-Line 제어에는 Tuning Factor가 이용되며, Mean의 On-Line 제어에는 Adjustment Factor가 쓰인다.

### 3. Robustness 정의 및 공정 파라미터의 선정

#### 3.1. Robustness 정의

Non-tunable Variability의 영향을 측정하기 위하여 측정 기준을 설정하고 이를 “Robustness”라고 정의한다. Robustness는 Non-tunable Variability의 최적화 결과를 판단하기 위하여 사용되며, 또한 공정 파라미터의 분류를 위한 판단 기준에 이용된다. 본 논문의 제어 방법에서는 Non-tunable Variability의 최적화 후에 Tunable Uniformity와 Mean의 On-Line 제어가 이루어지므로, Robustness를 On-Line 제어가 이루어진 후의 Non-tunable Variability의 크기를 측정할 수 있도록 정의한다. 그렇게 함으로써 On-Line 제어 전에 Robustness의 최적화를 통하여 On-Line 제어 후에 얻어지는 Non-tunable Variability의 최적화를 구현한다.

한 베워 공정에서 다수의 출력 측정이 가능한 경우를 고려하여 측정된 출력 특성을 Y라고 하자. 공정 변화량의 구분에 따라 출력 특성을 m개의 그룹으로 구분하고 각각의 그룹에는 n개의 측정값이 있다고 하자. 간단한 설명을 위하여 측정값의 개수 n은 모든 그룹에 대하여 동일한 경우를 생각한다. Fig. 5에 (mxn)개의 측정값을 그룹별로 표시하여 나타내었다.

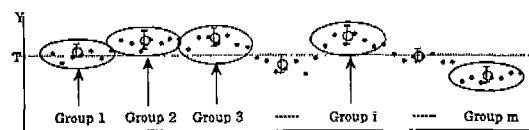


Fig. 5 Process Output Characteristic Measurements from a Batch Process with Group Means and Group Variances for Each Grouped Measurements

제품의 품질을 측정하기 위하여 2차 품질 손실 함수를 이용하고, mxn개의 측정값에 의한 전체 품질 손실 (TQL: Total Quality Loss)을 다음과 같이 표현한다.<sup>(2)</sup>

$$TQL = K \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (Y_{ij} - T)^2$$

여기서 T는 예칭 깊이 목표값이고, K는 품질 손실 계수이며  $Y_{ij}$ 는 i번째 그룹에서의 j번째 측정값이다. 이 TQL을 전체 평균  $\bar{Y}_{..}$  및 i번째 그룹 평균  $\bar{Y}_i$ 과 그룹 분산  $\sigma_i^2$ 를 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$TQL = nK \left[ \sum_{i=1}^m \left[ \sigma_{i*}^2 + (\bar{Y}_{i*} - \bar{Y}_{**})^2 \right] \right] + \left\{ m(\bar{Y}_{**} - T)^2 \right\}$$

위의 식으로부터 TQL은 Non-tunable Variability에 의한 손실인  $\sigma_{i*}^2$ 의 합과 Tunable Uniformity에 의한 손실인  $(\bar{Y}_{i*} - \bar{Y}_{**})^2$ 의 합, 그리고 평균과 목표치와의 차이인  $m(\bar{Y}_{**} - T)^2$ 으로 나누어짐을 알수 있다.<sup>(6)</sup>

공정의 조건에 따라 1개에서부터  $(m-1)$ 개까지의 Tuning Factor가 가능하다. 1개의 Tuning Factor를 사용하는 경우에는 Fig.6에 나타난 바와 같이 그룹 평균들을 그룹 번호를 회귀변수로하는 회귀모델을 이용하여 모델의 기울기의 조절에 가장 효과적인 공정 파라미터를 Tuning Factor로 선정하고 기울기를 0으로 만들어서 그룹 평균들 사이의 차이를 최소화한다.<sup>(7,8)</sup> ( $m-1$ )개의 Tuning Factor를 사용하는 경우에는 각각의 그룹 평균들의 조절에 효과적인 공정 파라미터를 선정하여 그룹 평균들이 전체 평균과 동일하도록 제어한다.

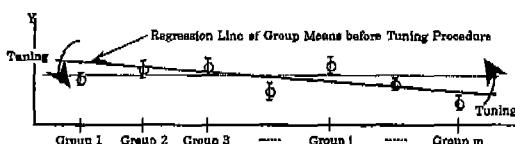


Fig. 6 Tuning Procedure with Single Tuning Factor

1개의 Tuning Factor를 사용하는 경우, 그룹 표준편차가 그룹 평균과 비례하여 변한다고 가정하면 회귀모델의 기울기를 0으로 제어하고 평균을 목표값에 일치하도록 제어한 후의 전체품질손실 TQL<sub>s,ta</sub>은 다음과 같이 계산된다.

$$TQL_{s,ta} = nKT^2 \left[ \sum_{i=1}^m \left\{ \left( \frac{\sigma_{i*}}{\hat{Y}_{i*}} \right)^2 + \left( \frac{\bar{Y}_{i*} - \hat{Y}_{i*}}{\hat{Y}_{i*}} \right)^2 \right\} \right]$$

여기서  $\hat{Y}_{i*}$ 는 i번째 그룹 평균  $\bar{Y}_{i*}$ 를 회귀모델로 추정한 값이다.

그리고 ( $m-1$ )개의 Tuning Factor를 사용하는 경우, On-Line 제어 이후의 전체품질손실 TQL<sub>m,ta</sub>은 다음과 같이 계산된다.

$$TQL_{m,ta} = nKT^2 \left[ \sum_{i=1}^m \left( \frac{\sigma_{i*}}{\bar{Y}_{i*}} \right)^2 \right]$$

위의 전체품질손실로부터 Robustness를 각각 다음과 같이 정의한다.

$$\text{Robustness}_s = \left[ \sum_{i=1}^m \left\{ \left( \frac{\sigma_{i*}}{\hat{Y}_{i*}} \right)^2 + \left( \frac{\bar{Y}_{i*} - \hat{Y}_{i*}}{\hat{Y}_{i*}} \right)^2 \right\} \right]^{-1}$$

(Tuning Factor가 1개인 경우)

$$\text{Robustness}_m = \left[ \sum_{i=1}^m \left( \frac{\sigma_{i*}}{\bar{Y}_{i*}} \right)^2 \right]^{-1}$$

(Tuning Factor가 ( $m-1$ )개인 경우)

위의 정의에 의하면 Robustness를 최대화함으로써 전체품질손실이 적어지고 제품품질이 목표값 T를 만족시키게 된다.

### 3.2. 공정 파라미터의 선정

공정 파라미터들 중에서 Tuning Factor와 Adjustment Factor를 선정하며 앞절에서 정의한 Robustness를 최적화하기 위하여 실험을 실행하게 되는데, 이를 위하여 본 논문에서는 직교행렬(Orthogonal Array)을 이용한다. 직교행렬을 이용하면 적은 수의 실험을 통하여 공정 파라미터의 영향을 효과적으로 분석할 수 있다.<sup>(9)</sup>

실험 결과를 이용하여 Robustness를 최대화하기 위한 각 공정 파라미터의 값을 결정하고 이를 "Robustness Operating Point"라고 한다. 각각의 공정 파라미터에 대하여 Robustness Operating Point를 중심으로 그 값들이 변화할 때 Robustness, Tunable Uniformity, 평균에 미치는 영향들을 측정하고, 그 결과들로부터 공정 파라미터의 선정을 위하여 다음과 같이 정의되는 Index 들을 계산한다.

$Index_i$ 는 Tunable Uniformity의 상대변화량에 대한 Robustness의 상대변화량의 비로서, Robustness에 미치는 영향이 작으면서 Tunable Uniformity를 조절할 수 있는 공정 파라미터의 경우 이 값이 작게 된다. 이상적인 Tuning Factor에서는  $Index_i$ 가 0이며, 실제 공정 파

$$\text{Index}_t = \left| \begin{array}{c} \Delta\text{Robustness} \\ \hline \text{Average of Robustness} \\ \hline \Delta\text{Tunable Uniformity} \\ \hline \text{Average of Tunable Uniformity} \end{array} \right|$$

$$\text{Index}_a = \left| \begin{array}{c} \Delta\text{Robustness} \\ \hline \text{Average of Robustness} \\ \hline \Delta\text{Tunable Uniformity} \\ \hline \text{Average of Tunable Uniformity} \\ \hline \Delta\text{Mean} \\ \hline \text{Average of Mean} \end{array} \right|$$

라미터들에서는  $\text{Index}_t$ 의 값이 작을수록 Tuning Factor로서 적합하다.

$\text{Index}_a$ 는 Adjustment Factor를 선정하기 위하여 사용되는 것으로서, 평균의 상대변화량에 대한 Robustness의 상대변화량과 Tunable Uniformity의 상대변화량의 합의 비이다. 이상적인 Adjustment Factor에서는  $\text{Index}_a$ 의 값이 0이 되며, 실제 공정 파라미터들에서는  $\text{Index}_a$ 의 값이 작을수록 Adjustment Factor로서 적합하다.

위에서 정의한 Index들을 사용하여 Tuning Factor와 Adjustment Factor를 선정하므로 Tunable Uniformity의 조절은 Robustness의 최적화로부터 분리(Decouple)되며, 평균의 조절은 Robustness의 최적화와 Tunable Uniformity의 조절로부터 분리되는 결과를 얻을 수 있다.

#### 4. Tunable Variability의 On-Line 제어

Tunable Variability의 On-Line 제어를 위하여 Tunable Uniformity와 평균을 Tuning Factor와 Adjustment Factor의 합수로 모델링하며, 공정의 상태가 변화함에 따라 모델을 수정한다. 이러한 모델링에는 공정 파라미터의 영향을 공정의 물리적 분석을 통한 기계적인 모델링(Mechanistic Modeling)이 가능하지만, On-Line 제어를 위한 모델에는 모델링이 보다 용이하고 경제적인 경험모델(Empirical Model)을 이용한다.<sup>(10)</sup> On-Line 제어는 주로 해당 공정 파라미터의 좁은 영역에서 지역적으로 이루어지므로 낮은 차수의 다항식(Polynomial)을 이용하여 복잡한 함수관계를 간단하게 기술한다.

예를 들면 1개의 Tuning Factor를 사용하는 경우에, 앞절에서 설명한 회귀모델의 기울기(Slope)를 Tuning Factor의 일차함수로 다음과 같이 모델링한다.

$$\text{Slope} = C_0 + C_1 \times (\text{Tuning Factor})$$

Slope의 목표값은 0이므로 이 식으로부터 Tuning Factor의 조절값은  $-(C_0/C_1)$ 로 계산된다. 위의 식에서 각각의 계수들은 실험데이터를 이용하여 얻어지며, On-Line 제어 중에 측정된 데이터를 이용하여 공정의 상태 변화로 인한 모델 수정의 필요가 발생할 때마다 수정한다.

공정 상태의 변화를 모델에 반영하도록 계수를 수정하기 위하여 EWMA(Exponentially Weighted Moving Average) 알고리듬을 이용하여, 과거의 데이터에 시간의 흐름에 따라 지수적으로 감소하는 Weight를 두고 이 데이터들의 평균을 이용하여 모델을 수정한다.<sup>(11,12)</sup>

#### 5. 적용 실험 결과

여기서는 본 논문의 On-Line 제어방법을 단위 웨이퍼 처리 플라즈마 에칭공정에 적용한 실험 결과를 설명하기로 한다. 에칭 대상은 산화 피막(Oxide Layer)과 폴리실리콘 피막(Polysilicon Layer)의 두가지이다. 실험의 공정에서는 매 실행(Run)마다 웨이퍼를 한장씩 가공하며, 웨이퍼 내의 에칭 결과의 균일성(Within-a-Wafer Uniformity)이 매우 중요한 품질 특성이다. 균일성의 측정을 위하여 Fig.3에 보이는 바와 같이 웨이퍼 상의 12개 측정위치에서 에칭되는 깊이를 측정하여 다음과 같이 정의되는 "Overall Uniformity"를 사용한다.

$$\text{Overall Uniformity}(\%) = 100 \times \frac{\sigma_*}{\bar{Y}_*}$$

위 식에서  $\bar{Y}_*$ 는 평균,  $\sigma_*$ 는 표준편차이다.

이 공정에서 평균 에칭 깊이는 공정시간을 이용하여 조절되므로 공정시간이 Adjustment Factor로 선정되었다. Tunable Uniformity에 해당하는 반경 방향의 균일성을 모델링하기 위하여 "Slope"를 다음과 같이 정의한다.

$$\text{Slope} = 100 \times \left( \frac{\hat{Y}_{3*} - \hat{Y}_{1*}}{2\bar{Y}_{**}} \right)$$

1개의 Tuning Factor를 사용하여 Slope를 제어하여 Robustness의 계산에는 3.2절의 Robustness<sub>s</sub>를 사용한다.

산화 괴막 에칭 실험에서의 공정 파라미터는 상하전극 사이의 간극, 반응챔버 안의 압력, 플라즈마의 파워, 그리고 He, CHF<sub>3</sub>, CF<sub>4</sub>가스의 유량이다. 예비 실험을 통하여 상하전극 사이의 간극(GAP)과 CHF<sub>3</sub> 가스 유량(CHF<sub>3</sub>)이 Slope와 Robustness에 가장 큰 영향을 미치는 파라미터임이 밝혀졌다. 이 두개의 파라미터를 이용하여 실험을 계획하고 측정한 결과 Fig.7과 같이 Robustness와 Slope의 반응곡면(Response Surface)가 얻어졌다.

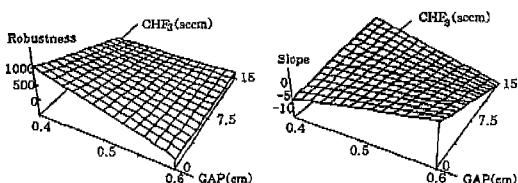


Fig. 7 3D Plots of Robustness and Slope Response Surface (Oxide Etching Experiment)

이 결과를 이용하여 Index<sub>t</sub>를 계산한 결과가 Table 2에 나타나 있으며 이를 통하여 GAP이 보다 효과적인 Tuning Factor로 선정되었다. 따라서 GAP을 이용한 On-Line 제어를 위하여 Slope를 GAP의 일차함수로 모델링하였으며, 비교 실험을 수행한 결과에 의하면 공정상태의 변화에 의한 영향이 일차함수 모델의 상수항의 차이로 나타났다. 따라서 On-Line 제어 중에 발생하는 공정상태의 변화를 보상하기 위하여 모델의 상수항을 매 실행의 측정결과와 비교하여 그 차이만큼 수정하였는데, 이는 Weight가 1인 EWMA 알고리듬에 해당한다.

Table 2 Index values for GAP and CHF<sub>3</sub>

		GAP	CHF <sub>3</sub>
Robustness	Average	934.7999	842.8999
	Difference	1213.400	1397.2
Slope	Average	-1.403	-3.08300
	Difference	9.865000	6.504999
Index <sub>t</sub>		1.845e-1	7.855e-1

Fig.8은 On-Line 제어의 결과이다. 하루에 한 실행씩 15번의 Run을 시행하여 시간의 흐름에 따른 공정 조건의 변화에 의한 영향을 살펴보았고, On-Line 제어의 효과를 비교하기 위하여 매 실행마다 모든 공정 파라미터를 최적화의 결과 그대로 고정시킨 실험을 병행하였다. On-Line 제어를 하지 않은 실행의 결과의 변화는 실행기간 동안의 공정 상태의 변화를 보여준다. 그럼에서 On-Line 제어를 통하여 Slope가 0에 가깝게 제어되고 있음을 볼 수 있다. 9번의 실행 이후에는 GAP 이외의 공정 파라미터의 값을 변화시켜 공정 상태의 변화를 임의로 크게 주었는데 On-Line 제어를 통하여 이러한 변화도 보상할 수 있음을 알 수 있다.

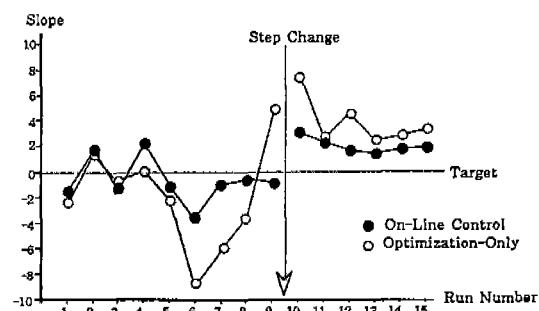


Fig. 8 Resulting Slope of Oxide Etching Experiment

Fig.9은 Overall Uniformity의 결과이다. On-Line 제어를 통하여 Slope가 효과적으로 제어되었음이 Fig.8에서 보여졌는데, Fig.9에서 Overall Uniformity도 향상된 것으로 미루어 On-Line 제어가 실행되는 동안 공정의 Robustness도 잘 유지되어 On-Line 제어결과가 Overall Uniformity의 향상으로 연결되었음을 알 수 있다.

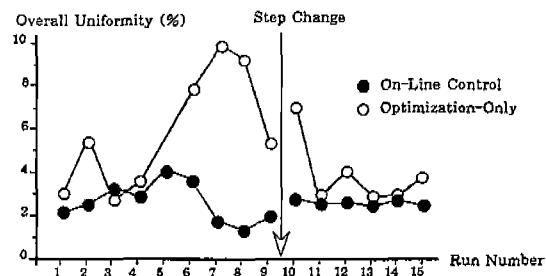


Fig. 9 Resulting Overall Uniformity of Oxide Etching Experiment

폴리실리콘 퍼막 에칭 실험에서의 공정 파라미터는 회전자장의 세기와 회전주파수, RF 플라즈마의 파워, 반응챔버안의 압력, 그리고 반응가스인 HBr과 Cl<sub>2</sub>의 유량비이다. 예비실험을 통하여 공정 파라미터들 중에서 자장의 세기(FIELD)와 RF 플라즈마의 파워(POWER)가 Slope와 Robustness에 가장 큰 영향을 미치는 파라미터임이 밝혀졌다. 이들 파라미터를 이용하여 실험하여 Fig.10과 같은 Slope와 Robustness의 Response Surface가 얻어졌다.

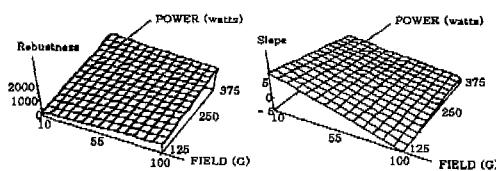


Fig. 10 3D Plots of Robustness and Slope Response Surface (Polysilicon Etching Experiment)

Table 3 Index values for FIELD and POWER

		FIELD	POWER
Robustness	Average Difference	1895.09	1077
		425.600	897.399
Slope	Average Difference	1.70e-1	-3.1539
		4.93799	1.71
Index <sub>a</sub>		7.70e-3	1.53699

Index<sub>a</sub>의 계산 결과는 Table 3과 같으며 FIELD가 Tuning Factor로 선정되어 Oxide Layer 에칭 실험에서와 같이 Slope를 FIELD의 일차함수로 모델링하여 그 상수항의 값을 매 실행마다 수정하며 On-Line 제어를 수행하였다. 이 실험에서는 6번의 실행 이후에 공정에 투입되는 웨이퍼의 공정 전의 폴리실리콘 퍼막의 두께가 웨이퍼의 가장자리 부분이 중심부보다 두껍다고 가정하여, 균일한 에칭 결과를 내기 위하여 반경 방향의 균일성을 나타내는 Slope의 목표값을 0이 아닌 2로 변경하여 On-Line 제어로 이러한 목표값의 변화를 추종할 수 있는지 실험하였다.

Fig.11은 On-Line 제어의 결과이다. 6번째의 실행까지에서는 Slope가 0에 가깝도록 잘 제어되고 있음을 알 수 있고, 목표값이 바뀐 이후에는 3번의 오버슈트(Overshoot)를 보인 후에 새로운 목표값으로 수렴되고 있음을 알 수 있다.

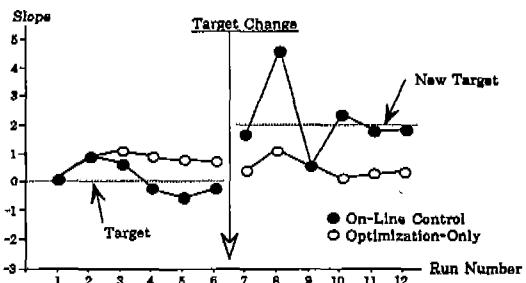


Fig. 11 Resulting Slope of Polysilicon Etching Experiment

## 6. 결 론

제품 품질을 생산공정 중에 On-Line으로 제어하기 위한 간단하며 효과적인 방법이 다음과 같이 개발되었다. 우선 공정 및 장비의 특성을 이해하여 공정 변화량을 On-Line으로 제어하기 위한 난이도에 따라 Non-tunable Variability와 Tunable Variability로 나누고, 이러한 각각의 공정변화량에 미치는 영향에 따라 공정 파라미터를 Robustness Factor, Tuning Factor, Adjustment Factor로 분류한다. 분류된 공정 파라미터를 이용하여 Non-tunable Variability를 최적화하고 Tunable Variability를 On-Line으로 제어하면, 최적화된 공정의 Robustness를 최적의 상태로 유지한 채로 Tunable Variability의 제어가 가능하게 되어 제품의 품질을 향상시킬 수 있다.

본 논문에서는 개발된 방법을 단위 웨이퍼 처리 플라즈마 에칭 공정에 적용하여, 웨이퍼의 원주방향의 균일성을 Off-Line으로 최적화한 후에 선정된 최적의 Tuning Factor를 사용하여 On-Line으로 반경방향의 균일성을 제어하였다. 실험결과로 공정에 내재하는 상태 변화 및 임의로 부여한 상태 변화에 대응하여 Overall Uniformity를 제어할 수 있음을 보였으며, 또한 공정에 투입되는 원자재의 불균일성을 보상하여 제품의 품질을 향상시킬 수 있음을 보였다.

## 참고문헌

1. K. Dehnad, *Quality Control, Robust Design, and the Taguchi Method*, Wadsworth & Brooks/ Cole Advanced Books and Software, 1989.

2. M.S. Phadke, *Quality Engineering using Robust Design*, Prentice-Hall, 1989.
3. R.V. Hogg and J. Ledolter, *Engineering Statistics*, Macmillan, 1987.
4. J.A. Rice, *Mathematical Statistics and Data Analysis*, Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books and Software, 1988.
5. S. Ha, and E.M. Sachs, "On-line Control of Single Wafer Plasma Etch Process," *Proceedings of Advanced Techniques for Integrated Circuit Processing II*, SPIE, vol.1803, pp.172-183, San Jose, CA, U.S.A., September 1992.
6. S. Ha, *On-line Control of Process Uniformity using Categorized Process Variabilities*, Ph.D. Thesis, Department of Mechanical Engineering, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, U.S.A., 1993.
7. J. Neter, W. Wasserman, and M. Kutner, *Applied Linear Regression Models*, Irwin Inc., 1983.
8. D.C. Montgomery and E.A. Peck, *Introduction to Linear Regression Analysis*, 2nd Edition, John Wiley & Sons, Inc., 1992.
9. R.V. Leon, A.C. Shoemaker, and R.N. Kackar, "Performance Measures Independent of Adjustment," *Technometrics*, vol.29, no.3, pp.253-265, 1987.
10. R.S. Guo, "Modeling, Optimization, and Control of Spatial Uniformity in Manufacturing Processes," *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol.6, no.1, pp.41-57, February 1993.
11. J.M. Lucas and M.S. Saccucci, "Exponentially Weighted Moving Average Control Schemes," *Technometrics*, vol.32, no.1, pp.1-29, February 1990.
12. J.S. Hunter, "The Exponentially Weighted Moving Average," *Journal of Quality Technology*, vol.18, no.4, pp.203-210, 1986.