

논문 2025-62-12-4

# 포토리소그래피와 식각 공정에서의 Critical Dimension 제어: 통계적 분석 및 Gaussian Process Regression 기반 최적화

(Critical Dimension Control in Photolithography and Etching Processes:  
Statistical Analysis and Gaussian Process Regression-based Optimization)

정 유 진\*, 김 채 린\*, 최 규 철\*\*, 이 승 철\*\*, 이 중 욱\*\*\*

(Yujin Jung, Charin Kim, Gyucheol Choi, Seungcheol Lee, and Jongwook Lee<sup>©</sup>)

## 요 약

반도체 제조 공정에서 임계치수(Critical Dimension, CD)의 균일성은 소자의 전기적 특성과 생산 수율에 직결되는 핵심 요소이다. 본 연구는 포토리소그래피와 식각 공정 각각의 임계치수 제어 특성을 고려하여, 두 공정을 통합적으로 최적화하는 새로운 방법론을 제안한다. 포토리소그래피 단계에서는 스핀 코팅, 노광 시간, 현상 시간 변수에 따른 임계치수 제어를 회귀분석 기법을 적용하여 최적화하였다. 식각 공정에서는 RF Power, CF<sub>4</sub> Flow, O<sub>2</sub> Flow 등 복합적으로 상호작용하는 변수들의 비선형 특성을 정량화하기 위해 가우시안 프로세스 회귀(Gaussian Process Regression, GPR)를 도입하여 최적화하였다. 이를 통해 전체 제조 공정에서 현상 후 검사(After-Develop Inspection) 임계치수와 식각 후 검사(After-Etch Inspection) 임계치수를 최적화할 수 있는 통합 공정 제어 전략을 제시한다.

## Abstract

In semiconductor manufacturing, the uniformity of the Critical Dimension(CD) is a key factor that directly affects the electrical characteristics of devices and production yield. This study proposes a novel integrated optimization methodology that takes into account the distinct CD control characteristics of both photolithography and etching processes. In the photolithography stage, CD control according to variables such as spin coating speed, exposure time, and develop time is optimized using regression analysis. In the etching process, Gaussian Process Regression (GPR) is introduced to quantify and optimize the nonlinear characteristics arising from the complex interactions among variables such as RF power, CF<sub>4</sub> flow, and O<sub>2</sub> flow. This integrated process control strategy enables the simultaneous optimization of ADI(After-Develop Inspection) CD and ACI(After-Etch Inspection) CD across the entire manufacturing process.

**Keywords** : Critical dimension, Photolithography, Etching process, Gaussian process regression, Semiconductor process optimization

## I. 서 론

반도체 제조 공정에서 임계치수(Critical Dimension, CD)의 균일성은 소자의 전기적 특성과 생산 수율에 직접적인 영향을 미치는 핵심 요소이다<sup>[1~3]</sup>. 제조 공정의

주요 단계 중 포토리소그래피(Photolithography)와 식각(Etch) 공정은 임계치수 제어를 위한 최적화 전략에서 서로 다른 특성을 보인다.

포토리소그래피 공정은 스핀 코팅(Spin Coating), 노광(Exposure), 현상(Development) 등 몇몇 결정된 변

\*정회원, \*\*비회원, 경희대학교 전자공학과(Department of Electrical Engineering, Kyunghee University)

\*\*\*정회원, 반도체공정기술교육원(Semiconductor Process Technology Academy)

© Corresponding Author(E-mail : jongwook.lee@sptakorea.com)

Received ; March 31, 2025

Revised ; April 22, 2025

Accepted ; November 11, 2025

수들이 주로 작용하는 단계로, 이들 변수와 임계치수 사이의 관계는 일정 범위 내에서 선형 또는 로그-선형 관계로 모델링될 수 있다<sup>[4, 5]</sup>. 이에 따라 회귀분석 기법을 활용한 최적화가 효과적으로 적용될 수 있다. 기존 연구에서는 통계적 분석을 기반으로 한 포토리소그래피 공정 최적화가 수행되어, 임계치수 제어에 기여한 사례들이 보고되고 있다<sup>[6~8]</sup>.

반면, 식각 공정은 RF Power, CF<sub>4</sub> Flow, O<sub>2</sub> Flow 등 다수의 변수가 복합적으로 상호작용하여 임계치수에 영향을 미치며, 이들 변수 간의 관계는 비선형적 특성을 보인다<sup>[9, 10]</sup>. 전통적인 선형 회귀나 단순 비선형 모델로는 이러한 복잡한 공정 변동성을 충분히 설명하기 어려우며, 최근에는 가우시안 프로세스 회귀(Gaussian Process Regression, GPR)와 같은 확률적 모델을 활용하여 비선형성을 정량화하는 방법이 제안되고 있다<sup>[11~13]</sup>. 예를 들어, J. Wan과 S. McLoone(2018)은 가우시안 프로세스 회귀 기반 예측값과 신뢰도 정보를 함께 활용해 런-투-런 제어를 구현하고, 예측 분산을 이용해 EWMA(Exponentially Weighted Moving Average) 제어기의 가중치를 동적으로 조정하는 방법을 제안하였다<sup>[11]</sup>. 그러나 이러한 연구는 주로 단일 공정 단계(예: CMP, 증착)나 가상 계측(Virtual Metrology) 환경에서의 제어 성능 개선에 초점을 맞추었으며, 포토리소그래피와 식각 공정을 아우르는 통합 제어, 혹은 공정 간 상호작용을 고려한 복합 최적화는 다루지 못했다. 또한 H. Chen과 J. Leclair(2021)는 드라이 식각 공정에서 다중 임계치수를 동시에 만족시키는 레시피 최적화 방법을 제시했지만, 이는 APC(Advanced Process Control) 수준의 식각 공정 최적화에 국한되었고, 포토리소그래피와의 연계성을 고려하지는 않았다<sup>[12]</sup>. 더 나아가 최근 머신러닝 기반 반도체 공정 최적화에 대한 체계적 리뷰에서도, 대부분의 연구가 단일 공정이나 국소적 변수 최적화에 머무르고 있다는 한계가 지적된 바 있다<sup>[13]</sup>.

즉, 기존 연구들은 주로 포토리소그래피와 식각 공정을 독립적으로 최적화하는 데 집중하였고, 두 공정을 통합하여 전체 임계치수 제어를 개선하려는 시도는 부족하였다. 예컨대 신태호 등(2016)은 대면적 웨이퍼의 포토레지스트(Photoresist, PR) 식각에서 산소 플라즈마와 RF Power의 영향을 분석한 사례를 제시하였다<sup>[14]</sup>. 본 논문은 이러한 한계를 극복하고자, 포토리소그래피 단계부터 식각 단계까지 아우르는 일괄 최적화 체계를 구축하여 임계치수 예측 및 최적화를 동시에 달성하는 방

법을 제안한다. 구체적으로, 포토리소그래피 단계에서는 회귀분석 기법을 통해 최적 조건을 산출하고, 식각 단계에서는 가우시안 프로세스 회귀를 적용하여 변수 간 상호작용을 정량화하고 최적화를 수행한다. 이를 통해 전체 제조 공정에서 현상 후 검사 임계치수(After-Develop Inspection, ADI CD)와 식각 후 검사 임계치수(After-Etch Inspection, ACI CD)를 모두 최적화하는 데 기여하고자 한다.

## II. 통계적 기법을 통한 포토리소그래피 공정 최적화

포토리소그래피 공정에서 주요 변수인 스핀 코팅 속도(Spin Coating Speed), 노광 시간(Exposure Time), 현상 시간(Develop Time)을 대상으로 실험을 통해 데이터를 수집하고 Minitab 기반의 통계적 기법을 활용하여 현상 후 검사 임계치수의 최적 조건을 도출하였다. 이를 위해 27가지 공정 조합을 설계하여 실험을 수행하였으며, 수집된 데이터를 회귀분석(Regression Analysis)을 실시하고 반응 최적화 도구를 활용하여 최적 공정 조건을 예측하였다.

### 1. 포토리소그래피 실험 설계 및 공정 절차

본 연구에서는 포토리소그래피 공정 변수와 현상 후 검사 임계치수 간의 관계를 정량적으로 분석하기 위해 실험 설계를 수행하였다. 포토리소그래피 공정에서 스핀 코팅 속도(Spin Coating Speed), 노광 시간(Exposure Time), 현상 시간(Develop Time)을 주요 변수로 선정하고, 각 변수별 세 가지 수준을 설정하여 총 27가지(3×3×3)의 조합을 구성하였다. 스핀 코팅 속도는 3000 rpm, 5000 rpm, 7000 rpm으로, 노광 시간은 5초, 15초, 45초로, 현상 시간은 2초, 10초, 40초로 각각 설정하였다.

포토리소그래피 공정의 파라미터 설정은 실험실 장비의 특성, 사용되는 포토레지스트의 화학적 및 물리적 특성, 마스크 얼라이너의 광량, 웨이퍼 표면 상태 등 다양한 요소를 종합적으로 고려하여 결정된다. 본 연구에서는 스핀 코팅 속도를 3000, 5000, 7000 rpm으로 설정하였는데, 이는 대학 및 연구소 환경에서 일반적으로 활용되는 범위이다<sup>[15, 16]</sup>. 또한, 노광 시간은 5초, 15초, 45초와 같이 폭넓게 설정되어, 언더노광(Under-exposure)에서 과노광(Over-exposure)에 이르는 전체 공정 윈도우를 충분히 탐색할 수 있도록 하였다. 현상

시간 또한 2초, 10초, 40초와 같이 설정되어, 현상 단계에서 발생할 수 있는 언더디벨롭(Under-develop)과 오버디벨롭(Over-develop) 현상을 모두 포괄적으로 고려할 수 있도록 하였다. 이와 같은 파라미터 범위의 설정은, 실험실 장비 특성 및 포토레지스트 사양을 고려하여 설정했다.

본 연구의 포토리소그래피 세부 공정 절차는 다음과 같다. 웨이퍼를 SH Scientific 사의 Drying Oven에서 고온 처리(Singe)하여 표면 수분을 제거하고, HMDS (Hexamethyldisilazane) 처리를 통해 포토레지스트와 웨이퍼 사이의 밀착력을 향상시켰다. 이후 Prowin 사의 스핀 코터(Spin Coater)를 사용하여 포토레지스트를 균일하게 도포하였다. 스핀 코팅을 마친 웨이퍼는 90℃에서 90초간 소프트 베이킹(Soft Bake)을 진행하여 포토레지스트 내부 솔벤트(Solvent)를 제거하고 막 밀도를 높였다. 그다음, Prowin 사의 마스크 얼라이너(Mask Aligner)를 이용해 노광(Exposure)을 수행하였다. 이 때 사용된 마스크 디자인은 그림 1과 같으며, 그림 1(a)는 웨이퍼 전체의 패턴, 그림 1(b)는 웨이퍼 내 단일 다이 수준의 패턴 구조를 나타낸다. 노광 후에는 110℃에서 90초간 PEB(Post Exposure Bake) 공정을 적용하여, 스탠딩 웨이브(Standing Wave) 현상으로 인한 포토레지스트 측벽(Sidewall)의 울퉁불퉁함을 완화하고 내부 화학 반응을 안정화하였다. 이어서 현상액에 노출하여 포토레지스트를 제거한 후 110℃에서 3분간 하드 베이킹(Hard Bake)을 진행해 잔류 용제를 최종적으로 제거하고, 식각 공정 시 패턴이 변형되지 않도록 포토레지스트의 내열성을 높였다.

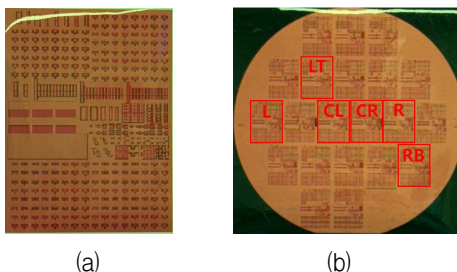


그림 1. (a) 전체 마스크 패턴; (b) 단일 다이(Die) 패턴  
Fig. 1. (a) Overall mask pattern; (b) Single die pattern.

위 과정을 모두 마친 웨이퍼에 형성된 포토레지스트 패턴의 현상 후 검사 임계치수는 SUNNY KOREA사의 MX4R 광학 현미경을 사용하여 측정하였다. 각 조건당 한 웨이퍼에서 그림 1(a)와 같이 좌(L)·중(CL)·우(R) 위치의 다이(Die)를 선정하였다. 그림 2의 (a)는 100μm

패턴, (b)는 50μm 패턴, (c)는 10μm 패턴을 나타낸다. 각 다이 내에서는 그림 2와 같이 100μm, 50μm, 10μm 패턴의 임계치수를 측정하였다.

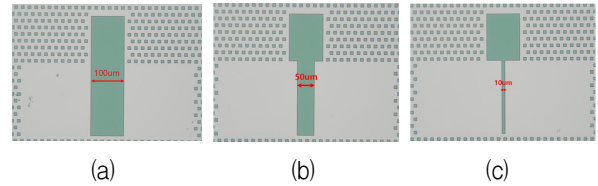


그림 2. (a) 100μm 패턴; (b) 50μm 패턴; (c) 10μm 패턴  
Fig. 2. (a) 100μm pattern; (b) 50μm pattern; (c) 10μm pattern.

위와 같은 공정 절차를 통해 각 변수 조합(총 27개)에 대해 패턴 형성과 현상 후 검사 임계치수 값을 획득하였다. 표 1에서는 스핀 코팅 속도, 노광 시간, 현상 시간을 포함한 27개 레시피의 핵심 공정 변수만을 정리하여 제시하였다. 위치·패턴별 전체 현상 후 검사 임계치수 측정 데이터는(27 레시피 × 9 측정치)은 부록 A에 별도로 첨부하였다.

표 1. 포토리소그래피 실험 설계  
Table 1. Photolithography Experimental Design.

No.	RPM (rpm)	Exposure Time (sec)	Develop Time (sec)
1	3000	5	2
2	3000	5	10
3	3000	5	40
4	3000	15	2
5	3000	15	10
6	3000	15	40
7	3000	45	2
8	3000	45	10
9	3000	45	40
10	5000	5	2
11	5000	5	10
12	5000	5	40
13	5000	15	2
14	5000	15	10
15	5000	15	40
16	5000	45	2
17	5000	45	10
18	5000	45	40
19	7000	5	2
20	7000	5	10
21	7000	5	40
22	7000	15	2
23	7000	15	10
24	7000	15	40
25	7000	45	2
26	7000	45	10
27	7000	45	40

## 2. 포토리소그래피 최적 공정 조건 도출

수집된 실험 결과를 토대로 스핀 코팅 속도(RPM), 노광 시간(Exposure Time), 현상 시간(Develop Time)을 Minitab 기반의 회귀분석 기법으로 최적화한 공정조건을 도출하였다. 일반적으로 RPM이 너무 높으면 포토레지스트 막이 얇아지고 공정 변동에 민감해지며, 너무 낮으면 두꺼운 막이 형성되어 임계치수 편차가 커질 위험이 있다. 노광 시간 역시 언더노광과 과노광의 균형을 맞추어야 하며, 현상 시간도 언더디벨롭과 오버디벨롭을 모두 회피하기 위한 적정 구간이 존재한다.

그림 3은 Minitab 기반 스핀 코팅 속도, 노광 시간, 현상 시간의 세 공정 인자를 회귀모델로 최적화한 결과이다. 열마다 공정 인자를 하나씩 변화시키는 동안 다른 인자는 고정하고, 행마다 개별 반응(50  $\mu\text{m}$ , 10  $\mu\text{m}$ , 100  $\mu\text{m}$  패턴의 임계치수)과 종합 만족도(D)를 예측-시뮬레이션한 값을 표시한다. 각 작은 그래프의 x축은 해당 인자의 실험 범위, y축은 그 행에 대응하는 예측 반응값을 나타내며, 검은 실선은 인자 수준 변화에 따른 모델 응답 곡선, 파란 점선은 목표치, 빨간 수직선은 최적 조건을 나타낸다. 최적점에서 개별 만족도는 각각 0.9996(50  $\mu\text{m}$ ), 0.9483(10  $\mu\text{m}$ ), 0.9898(100  $\mu\text{m}$ )로 계산되었고, 이들의 종합 만족도는 0.9771을 기록함으로써 설정한 공정 목표를 만족함을 확인하였다. 스핀 코팅 속도 3000 rpm, 5초 노광 시간, 22초 현상시간이라는 조합이 가장 마스크 패턴과 오차가 적은 임계치수를 형성하는 조건으로 도출되었다.

식 (1)을 통해 개별 만족도가 계산되고, 식 (2)를 통해 종합 만족도가 계산된다. 각 반응 변수에 대한 개별 만족도를 산출하고, 이를 가중 기하 평균 방식으로 종합 만족도가 계산되며 가중치가 같을 경우 식 (2)와 같이 계산된다. 산출된 종합 만족도 0.9771은 0과 1 사이의 척도에서 이상적인 목표인 1에 매우 근접함을 나타내며, 이는 최적화된 설정이 모든 변수에 대해 전반적으로 목표값을 효과적으로 달성함을 의미한다.

$$\begin{aligned} d_i &= ((\hat{y}_i - L_i) / (T_i - L_i))^{r_i}, & L_i \leq \hat{y}_i \leq T_i \\ d_i &= ((U_i - \hat{y}_i) / (U_i - T_i))^{r_i}, & T_i \leq \hat{y}_i \leq U_i \\ d_i &= 0, & \hat{y}_i < L_i \\ d_i &= 0, & \hat{y}_i > U_i \end{aligned} \quad (1)$$

$$D = (d_1 \times d_2 \times \dots \times d_n)^{\frac{1}{n}} \quad (2)$$

식 (1)과 (2)에서 사용된 기호와 변수들의 정의를 명확히 하기 위하여, 각 항목을 표 2에 정리하였다.

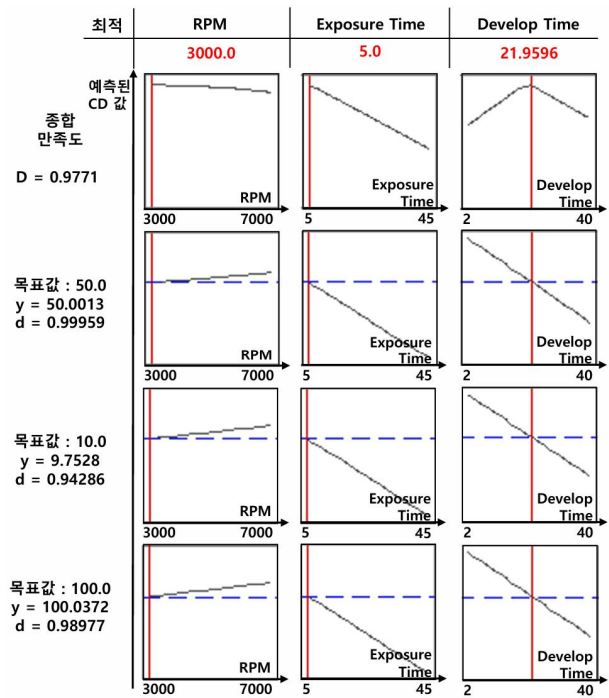


그림 3. 포토리소그래피 최적화 결과

Fig. 3. Photolithography optimization results.

표 2. 만족도 함수에 사용된 기호 및 변수 정의

Table 2. Definitions of symbols and variables used in the desirability functions.

$\hat{y}_i$	i번째 반응의 예측 값	$T_i$	i번째 반응의 목표값
$L_i$	i번째 반응에 허용 가능한 최소값	$U_i$	i번째 반응에 허용 가능한 최대값
$d_i$	i번째 반응에 대한 만족도	$D$	종합 만족도
$r_i$	i번째 반응의 만족도 함수의 가중치	$w_i$	i번째 반응의 중요도
$W$	$\sum w_i$	$n$	반응값의 수

## III. 가우시안 프로세스 회귀를 통한 식각공정 최적화

반도체 제조 공정에서 식각(Etching) 단계 역시 RF Power,  $\text{CF}_4$  Flow,  $\text{O}_2$  Flow 등 다수의 공정 변수를 동시에 제어해야 하며, 공정 변동성을 최소화하기 위해서는 이들 변수 간의 상호작용을 종합적으로 고려하는 최적화 전략이 필요하다. 본 장에서는 이러한 식각 공정의 MIMO(Multiple-Input and Multiple-Output) 최적화 문제에 대해 머신러닝 기법인 가우시안 프로세스 회귀를 적용하여, 식각 후 검사 임계치수의 오차를 최소화할 수 있는 공정 조건을 도출하는 과정을 상세히 기술한다.

## 1. 식각 실험 설계 및 공정 절차

MINITAB의 Box-Behnken 실험설계법<sup>[17, 18]</sup>을 활용하여 RF Power, CF<sub>4</sub> Flow, O<sub>2</sub> Flow의 3개 공정 변수를 대상으로 총 15회의 식각 실험을 수행하였으며 Center Point(130W, 15sccm, 15sccm)을 3회 반복하였다. 이 때, 식각 이전 포토리소그래피 단계에서는 앞서 도출한 최적의 조건을 적용한 후 식각을 진행하였다. 각 실험에서는 설정된 변수 조합에 따라 식각 시간을 세밀하게 조정하여, 각 조건에서 SiO<sub>2</sub>의 잔여 박막 두께가 1500 Å에 도달하도록 하였다.

Korea Vacuum Tech 사의 RIE(Reactive-Ion Etching) 장비를 사용하여 Dry Etch 공정을 수행하였다. 식각 공정 절차는 그림 4와 같다. 공정 시작 전, 챔버 내외의 기압을 일치시키기 위하여 질소 가스를 주입함으로써 챔버를 대기압 상태(Vent)로 만들고, 웨이퍼를 적재한 후, 챔버 내부를 진공상태로 전환한다. 이후, 챔버 내의 압력을 20 mTorr의 기준 압력(base vacuum)으로 설정한 후 반응성 가스인 CF<sub>4</sub>와 O<sub>2</sub>를 주입하고, RF 스위치를 작동시켜 고에너지 플라즈마를 형성하여 식각을 수행한다. 이후 포토레지스트를 제거한 후 임계치수를 측정하였다.

식각을 마친 웨이퍼는 6개의 다이(L, CL, R, LT, CR, RB)에서 각 100μm, 50μm, 10μm 패턴의 임계치수를 측정하였다. 표 3에서는 RF Power, CF<sub>4</sub> Flow, O<sub>2</sub> Flow를 포함한 15개 레시피의 핵심 공정 변수만을

표 3. 식각 실험 설계

Table 3. Etch Experimental Design.

No.	RF Power (W)	CF <sub>4</sub> Flow (sccm)	O <sub>2</sub> Flow (sccm)
1	130	15	15
2	60	20	15
3	200	20	15
4	60	15	0
5	130	10	0
6	130	20	30
7	60	10	15
8	200	10	15
9	200	15	30
10	200	15	0
11	130	15	15
12	130	15	15
13	130	20	0
14	60	15	30
15	130	10	30

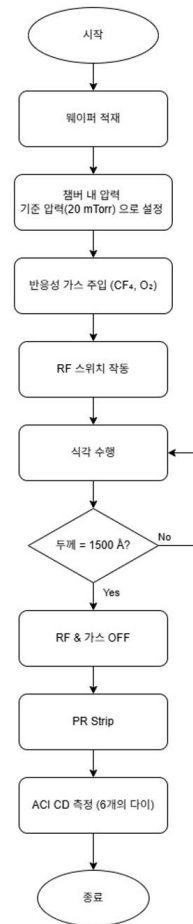


그림 4. 건식 식각 공정 절차 순서도

Fig. 4. Sequence flow of the dry-etch process.

정리하여 제시하였다. 위치·패턴별 전체 식각 후 검사 임계치수 측정 데이터는(15 레시피 × 18 측정치)은 부록 A에 별도로 첨부하였다.

## 2. 식각 최적 공정 조건 도출

본 연구에서는 수집된 15회의 식각 실험 데이터를 기반으로, 식각 후 검사 임계치수를 안정적으로 확보할 수 있는 최적의 공정 조건을 도출하기 위해 가우시안 프로세스 회귀 모델을 적용하였다. 가우시안 프로세스 회귀는 비모수적 확률 모델로, 데이터 간의 상관관계를 학습하여 새로운 데이터의 예측값과 불확실성을 동시에 제공하는 머신러닝 기법이다. 가우시안 프로세스 회귀는 다양한 산업 분야에서 최적화 문제를 해결하는 데 널리 활용되며, 특히 MIMO 환경에서 효과적인 성능을 발휘한다<sup>[19~21]</sup>.

우선, RF Power, CF<sub>4</sub> Flow, O<sub>2</sub> Flow의 3개 입력 변수와 18개의 출력 변수(L100, L50, L10, CL100, ..., RB10) 간의 비선형 관계를 정량적으로 분석하기

위해, 각 변수에 대한 평균 및 표준편차를 산출하고 이를 바탕으로 표준화 과정을 수행하였다. 이러한 전처리 과정을 통해 변수 간의 스케일 차이를 보완하였으며, 학습 데이터의 분포 특성을 보다 정확하게 반영할 수 있었다.

이후, Python의 GPy 라이브러리를 이용하여 Intrinsic Coregionalization Model (ICM)을 기반으로 하는 다중 출력 가우시안 프로세스 회귀 모델을 구축하였다. 모델 구성 시, 기본적으로 RBF (Radial Basis Function) 커널을 사용하였다. 또한 GPy의 optimize 함수를 활용하여 커널 파라미터와 각 출력의 노이즈 분산을 최적화함으로써, Negative Log Marginal Likelihood (NLL)를 최소화하는 방향으로 모델을 학습하였다.

최적의 공정 조건 도출은 Grid Search 기법을 적용하여 수행되었다. Grid Search는 각 변수의 범위와 단계 (Step Size)를 지정하여 모든 가능한 조합에 대해 Cost 함수를 계산하고, 그 중 Cost 함수 값이 최소인 조합을 최적의 식각 조건으로 선정하는 방식으로 진행된다. 이때, 식 (3)에서 제시된 Cost 함수가 사용되는데, 이 Cost 함수는 문헌 [8]의 식 (1)을 인용한 것이며 출력 측 오차와 입력 측 오차를 동시에 고려한다. 구체적으로, 각 실험 조건에 대해 예측된 출력 값과 목표 출력 값 사이의 제곱 오차에, 해당 항목의 중요도를 나타내는 가중치( $\alpha$ )가 곱해지고, 입력 조건과 목표 입력 조건 사이의 제곱 오차에는 별도의 가중치( $\beta$ )를 곱하여 합산한다. 목표 임계치수 값에 근접할수록 Cost 함수 값이 낮아지도록 설계하였다. 구체적으로, 목표 임계치수 값은 각각 100 $\mu$ m, 50  $\mu$ m, 10 $\mu$ m으로 설정되었으며, 이는 해당 공정에서 요구되는 패턴의 설계 사양에 따른 것이다. 또한, 각 패턴(혹은 각 위치)에서의 임계치수 편차를 동일한 중요도(가중치)로 취급하여 Cost 함수를 구성하였으나, 필요에 따라 핵심 패턴(예: 10 $\mu$ m 패턴)의 편차를 더욱 엄격히 평가하기 위해 가중치를 조정할 수 있는 유연한 모델 구조를 채택하였다. 이러한 설정은 최적화 과정에서 목표 임계치수에 대한 도달 정도를 정량적으로 평가하는 데 기여하며, 공정 조건에 따른 민감도 분석 및 후속 수정에 용이하도록 설계되었다.

$$E = \sum_{i=1}^I \alpha_i (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{j=1}^J \beta_j (u_j - \hat{u}_j)^2 \quad (3)$$

식 (3)의 Cost 함수에서  $y_i$ 와  $\hat{y}_i$ 는 각각 실제 출력과 예측 출력,  $u_j$ 와  $\hat{u}_j$ 는 입력 조건과 목표 입력 조건을

의미하며,  $\alpha_i$ 와  $\beta_j$ 는 실험 목적에 따라 설정된 가중치이다.

또한, 전체 데이터셋의 오차(SSE, MSE, RMSE)와 결정계수( $R^2$ ) 등을 산출하여 모델의 적합도를 평가하였으며, 이를 표 4에 나타내었다. SSE는 71.4614, MSE는 0.2647, RMSE는 0.5145,  $R^2$ 는 0.9998로 산출되었다. 이 결과를 바탕으로 가우시안 프로세스 회귀 모델이 학습 데이터 내에서 매우 높은 예측 정확도를 보임을 확인할 수 있었다.

이러한 가우시안 프로세스 회귀 모델의 Cost 함수가 최소가 되는 조건과 식각 공정상의 이론을 고려하여 최적의 조건은 RF Power 200W, 15 sccm CF<sub>4</sub> Flow, 5 sccm O<sub>2</sub> Flow를 도출하였다.

표 4. 가우시안 프로세스 회귀 모델 평가 지표

Table 4. Evaluation metrics of the Gaussian Process Regression model.

SSE	MSE	RMSE	$R^2$
71.4614	0.2647	0.5145	0.9998

#### IV. 최적화 결과 분석

본 연구에서는 포토리소그래피 및 식각 공정에서 도출한 최적 레시피의 타당성을 검증하기 위하여, 각 공정에 대해 실제 공정 적용 후 측정된 임계치수 편차(실제 측정 임계치수 값-목표 임계치수 값)를 정량적으로 분석하였다. 포토리소그래피 공정은 총 12개의 웨이퍼에서, 각 웨이퍼당 3개의 다이(좌, 중, 우)를 대상으로 현상 후 검사 임계치수를 측정하였고, 식각 공정은 총 3개의 웨이퍼에서, 각 웨이퍼당 6개의 다이(L, CL, R, LT, CR ... RB)를 대상으로 식각 후 검사 임계치수를 측정하였다. 표 5는 포토리소그래피 공정에서 측정된 현상 후 검사 임계치수 편차를 정리하여 나타낸 것이고, 100 $\mu$ m, 50 $\mu$ m, 10 $\mu$ m 패턴에 대해 평균 편차를 산출 후 표 7로 나타내었다. 표 6는 포토리소그래피 공정에서 측정된 임계치수에 대해 목표값과의 차이를 Mean Error(ME)와 Mean Absolute Deviation(MAD)로 산출하여 정리한 결과를 나타낸 것이며, 표 8은 식각 공정에서 동일한 방식으로 산출된 ME와 MAD 값을 제시하였다.

Mean Error(ME)는 식 (4)와 같이 정의되며, 예측값의 과대, 과소 경향을 반영한다.

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (4)$$

여기서  $y_i$ 는  $i$ 번째 실측값,  $\hat{y}_i$ 는  $i$ 번째 예측값,  $n$ 은 데이터의 개수를 의미한다.

Mean Absolute Deviation(MAD)는 식 (5)와 같이 정의되며, 예측값과 실측값 간 차이의 절댓값 평균으로 오차의 크기를 나타낸다.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

ME는 음수일 경우 모델이 실제값보다 과대 예측하는 경향을, 양수일 경우 과소 예측하는 경향을 의미한다. 반면 MAD는 오차의 방향성과 관계없이 순수한 오차 크기를 나타내므로, 모델의 전반적인 예측 정확도를 평가하는 지표로 활용된다.

포토리소그래피 공정에 대해 회귀분석 기법으로 도출된 최적 조건(스핀 코팅 속도 3000 rpm, 노광 시간 5초, 현상 시간 22초)을 적용한 결과, 100 $\mu$ m 패턴에서는 평균 편차가 +1.981 $\mu$ m, 50 $\mu$ m 패턴에서는 +1.062 $\mu$ m, 10 $\mu$ m 패턴에서는 +0.338 $\mu$ m가 측정되었다. 이 결과는 최적 조건이 목표 임계치수 값(100 $\mu$ m, 50 $\mu$ m, 10 $\mu$ m)에 비해 다소 큰 값을 산출함을 의미한다. 이러한 양의 편차는 스핀 코팅, 노광, 현상 단계에서 포토레지스트가 목표보다 다소 과도하게 형성되어 발생한 것으로 추정된다. 한편, 이러한 편차가 설계 사양에서  $\pm 2\mu$ m 정도의 허용 오차 범위를 고려할 때, 최적 조건에서의 편차는 비교적 양호한 수준임을 시사한다. 그러나, 향후 필요 시 공정 조건을 추가적으로 보완할 필요가 있다.

식각 공정에서는 가우시안 프로세스 회귀 모델과 Grid Search 기법을 통해 도출된 최적 조건(RF Power 200 W, CF<sub>4</sub> Flow 15 sccm, O<sub>2</sub> Flow 5 sccm)을 적용한 결과, 100 $\mu$ m 패턴의 평균 편차는 +0.039 $\mu$ m, 50 $\mu$ m 패턴은 -0.126 $\mu$ m, 10 $\mu$ m 패턴은 -0.15 $\mu$ m로 도출되었다. 이 결과는 가우시안 프로세스 회귀 기반 식각 조건이 목표 임계치수 값에 1.5% 이내의 매우 근접한 결과를 산출하였음을 보여준다. 다만, 본 연구는 공정 진행 환경의 제약으로, 상대적으로 큰 패턴( $\mu$ m 단위)에 초점을 맞추었으므로, 향후 미세선폭(수십 nm~수백 nm)에서 동일한 방법론의 적용 가능성에 대한 추가 연구가 필요하다.

표 5. 포토리소그래피 최적화 실험에서의 임계치수 편차  
Table 5. CD Variation in Photolithography Optimization Experiments.

L 100 ( $\mu$ m)	L 50 ( $\mu$ m)	L 10 ( $\mu$ m)	CL 100 ( $\mu$ m)	CL 50 ( $\mu$ m)	CL 10 ( $\mu$ m)	R 100 ( $\mu$ m)	R 50 ( $\mu$ m)	R 10 ( $\mu$ m)
1.83	0.94	0.14	1.82	0.87	0.06	1.96	0.99	0.08
2.27	1.27	0.31	1.95	1.11	0.15	2.02	1.01	0.21
2.09	1.05	0.19	1.93	0.93	0.08	0.05	1.08	0.03
2.34	0.87	0.41	2.2	1.32	0.49	2.24	1.27	0.42
1.84	0.92	0.39	2.22	1.72	1.01	2.23	1.31	0.42
2.12	1.29	0.38	2.14	1.04	0.45	2.3	1.36	0.44
1.22	1.24	0.4	1.94	0.99	0.32	1.89	-0.5	0.51
2.1	1.2	0.34	2.72	1.73	0.95	2.16	0.56	0.25
2.14	1.31	0.41	1.74	0.99	0.06	2.07	0.99	0.26
2.1	1.23	0.44	1.75	1.05	0.26	2.16	0.56	0.32
1.2	0.85	0.12	1.9	0.93	0.04	0.73	0.89	0.19
1.84	0.92	0.41	3.87	1.81	0.81	2.23	1.14	0.41

표 6. 포토리소그래피 목표값 기준 ME 및 MAD  
Table 6. ME and MAD from target values in photolithography.

Pattern Size ( $\mu$ m)	Target CD ( $\mu$ m)	ME ( $\mu$ m)	MAD ( $\mu$ m)
100	100	+ 1.981	1.981
50	50	+ 1.062	1.062
10	10	+ 0.338	0.338

표 7. 식각 최적화 실험에서의 임계치수 편차  
Table 7. CD Variation in Etch Optimization Experiments.

L100 ( $\mu$ m)	L50 ( $\mu$ m)	L10 ( $\mu$ m)	CL100 ( $\mu$ m)	CL50 ( $\mu$ m)	CL10 ( $\mu$ m)
-0.18	-0.57	-0.57	0.22	0.01	-0.25
-0.09	-0.23	-0.23	-0.53	-0.42	-0.46
0.26	-0.15	-0.06	0.05	-0.05	-0.35
R100 ( $\mu$ m)	R50 ( $\mu$ m)	R10 ( $\mu$ m)	LT100 ( $\mu$ m)	LT50 ( $\mu$ m)	LT10 ( $\mu$ m)
0.11	-0.27	0.08	-0.04	0	-0.25
-0.31	-0.39	-0.05	0.1	-0.15	-0.05
0.87	-0.03	-0.15	0.3	-0.04	0.01
CR100 ( $\mu$ m)	CR50 ( $\mu$ m)	CR10 ( $\mu$ m)	RB100 ( $\mu$ m)	RB50 ( $\mu$ m)	RB10 ( $\mu$ m)
-0.25	-0.06	-0.25	-0.3	0.26	-0.5
0.46	0.11	-0.14	-0.53	0	0.05
0.53	-0.14	0.02	0.04	-0.14	-0.3



표 8. 식각 목표값 기준 ME 및 MAD

Table 8. ME and MAD from target values in etch.

Pattern Size ( $\mu\text{m}$ )	Target CD ( $\mu\text{m}$ )	ME ( $\mu\text{m}$ )	MAD ( $\mu\text{m}$ )
100	100	+0.039	0.039
50	50	-0.126	0.126
10	10	-0.150	0.150

## V. 결 론

본 연구에서는 반도체 제조 공정에서 임계치수 제어 정밀성을 확보하기 위해 포토리소그래피 공정과 식각 공정을 연계 최적화하는 방법을 제시하였다. 포토리소그래피 공정에서 스핀 코팅 속도, 노광 시간, 현상 시간을 중심으로 총 27가지 조건을 실험하여 현상 후 검사 임계치수를 측정하고, 통계적 기법(회귀분석)을 통해 최적 조건(3000 rpm, 5초 노광, 22초 현상)을 도출하였다.

식각 공정에서는 머신러닝 기법인 가우시안 프로세스 회귀를 활용하여 RF Power,  $\text{CF}_4$  Flow,  $\text{O}_2$  Flow와 임계치수 간의 관계를 모델링하였으며, 하이퍼파라미터 최적화를 거쳐 예측 정확도가 높은 가우시안 프로세스 회귀 모델을 구축하였다. 이후 Cost 함수를 정의하여 목표 임계치수에 근접하는 공정 조건을 도출하였다. 도출한 최적 조건이 목표 임계치수에 매우 근접한 결과를 보임으로써, 식각 공정의 비선형적 특성과 불확실성을 효과적으로 정량화할 수 있음을 확인하였다.

이러한 결과는 두 공정 최적화 방법론을 결합함으로써, 전체 공정의 임계치수 균일성이 크게 향상될 수 있음을 시사한다. 또한, 본 연구의 통합 최적화 시스템은 실시간 피드백 시스템과 결합하여, 더욱 정밀한 공정 제어 및 공정 안정성 확보에 기여할 가능성을 제공한다.

결론적으로, 본 연구는 포토리소그래피와 식각 공정의 개별 최적화 결과를 통합함으로써, 반도체 제조 공정에서의 임계치수 제어 정밀도를 획기적으로 개선할 수 있음을 실험적으로 입증하였다. 향후 연구에서는 미세선폭(nm급) 공정까지 적용 범위를 확장하고, 보다 광범위한 공정 조건에서 추가 검증을 수행하여 제안된 방법론의 범용성과 공정 안정성을 더욱 강화할 것이다.

## REFERENCES

- [1] H. Kwon, et al., "Critical In-Line OCD Metrology for CFET Manufacturing," *Proceedings of Novami Internal*, 2025.
- [2] H. Ko, W. Choi, M. Kim, and J. Kang, "Overlay and CD Uniformity Variation Due to Wafer Thermal Deformation Caused by EUV Exposure," *Japanese Journal of Applied Physics*, vol. 62, SG, 2023.
- [3] A. Archenti, "Integrated Metrology for Advanced Manufacturing," *Computers & Industrial Engineering*, vol. X, 2024.
- [4] J. L. Opsal, Y. Wen, J. Lee, and W. L. Smith, "Real-time optical CD metrology for litho process," *Proceedings of SPIE 5038*, pp. 496–506, 2003.
- [5] M. Greul, A. Shoshi, J. Klikovits, S. Martens, et al., "Universal approach for process optimization of chemically amplified photoresists in electron beam lithography," *Journal of Micro/Nanopatterning Materials and Metrology*, vol. 23, no. 2, May 2024, doi:10.1117/1.JMM.23.2.024601
- [6] H. J. Lim, B. S. Kim, and C. Y. Hong, "Wafer CD Uniformity Improvement in Negative Tone Development Process," *Journal of Photopolymer Science and Technology*, vol. 32, no. 3, pp. 441–444, 2019.
- [7] S. Y. Chang, T. Brown, R. Bryie, and R. Lee, "Optimization of Photolithography Process for BiHEMT Gate Layer with High Critical Dimension Uniformity," *CS MANTECH Technical Digest*, 2024.
- [8] J. van Wingerden, P. Dirksen, C. A. H. Juffermans, and Y. Trouiller, "Lithographic process optimization using process capability analysis," *Proceedings of SPIE Optical Microlithography XVI*, vol. 5040, pp. 26–34, June 2003, doi:10.1117/12.485520
- [9] F. Krueger, Modeling and Optimization of High Aspect Ratio Plasma Etching, Ph.D. dissertation, *University of Michigan*, 2024.
- [10] D. Liu, L. Fang, Z. Huang, J. An, X. Wu, F. Wu, W. Chen, and G. Liu, "Study on Quantitative Adjustment of CD Bias and Profile Angle in the Wet Etching of Cu-Based Stacked Electrode," *Materials*, vol. 18, no. 1, Art. 116, 2025, doi:10.3390/ma18010116
- [11] J. Wan and S. McLoone, "Gaussian process regression for virtual metrology-enabled run-to-run control in semiconductor manufacturing," *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 31, no. 1, pp. 12–21, 2018, doi:10.1109/TSM.2017.2768241
- [12] H. Chen and J. Leclair, "Optimizing Process Recipe for Critical Dimensions in Dry Etching



- Process,” *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 34, no. 1, pp. 87–93, Feb. 2021, doi:10.1109/TSM.2020.3044818
- [13] Y.-L. Chen, et al., “Exploring Machine Learning for Semiconductor Process Optimization: A Systematic Review,” *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, vol. 5, no. 12, pp. 5969–5989, Dec. 2024, doi:10.1109/TAI.2024.3429479
- [14] T.-H. Shin, B.-G. Ji, M.-S. Kim, D.-H. Lee, H.-B. Kim, S.-J. Park, C.-W. Lee, S.-G. Lee, S.-G. Park, and B.-H. Oh, “The Analysis of PR Stripping Process for Large-area Wafer by Computational Fluid Dynamics Simulation,” *Proc. Korean Institute of Electronics Engineers Conf.*, Jeju, Korea, Jun. 2016.
- [15] J. Tyona, “A theoretical study on spin coating technique,” *Advances in Materials Research*, vol. 2, no. 4, pp. 195–208, 2013, doi:10.12989/amr.2013.2.4.195
- [16] R. M. Allaf, F. Saeed, and A. H. Ali, “Influence of spin coating parameters on the fabrication of thin films: experimental analysis and characterization,” *Heliyon*, vol. 11, no. 2, e33119, Feb. 2025, doi:10.1016/j.heliyon.2025.e33119
- [17] S. S. Damarla and A. V. Gopal, “The efficiency of seven-variable Box-Behnken experimental design,” *Journal of Mathematics and Statistics*, vol. 18, no. 2, pp. 196–207, 2022, doi:10.3844/jmssp.2022.196.207
- [18] C. Bezerra, R. Santelli, E. Oliveira, L. Villar, and L. Escalera, “Box-Behnken design: An alternative for the optimization of analytical methods,” *Analytica Chimica Acta*, vol. 597, no. 2, pp. 179–186, 2007, doi:10.1016/j.aca.2007.07.011
- [19] S. Tang, B. He, and X. Yu, “Physics-informed multi-output Gaussian process for dynamical system modeling,” *Neural Networks*, vol. 189, Art. 107508, 2025, doi:10.1016/j.neunet.2025.107508
- [20] J. Zhao and S. Sun, “Variational Dependent Multi-output Gaussian Process Dynamical Systems,” *Journal of Machine Learning Research*, vol. 17, pp. 1–36, 2016.
- [21] W. Xia, H. Yang, X. Liao, and J. Zeng, “A multi-objective optimization method based on Gaussian process simultaneous modeling for quality control in sheet metal forming,” *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 72, pp. 765–777, 2014.

## 부록 A. 실험 데이터

## Appendix A. Experimental Data.

## 표 A1. 포토리소그래피 실험 데이터

Table A1. Photolithography experimental data.

RPM(rpm)	Exposure Time(s)	Develop Time(s)	L100(μm)	L50(μm)	L10(μm)	CL100(μm)	CL50(μm)	CL10(μm)	R100(μm)	R50(μm)	R10(μm)
3000	5	2	100.48	49.42	11.19	100.37	50.59	11.05	101.58	50.71	11.32
3000	5	10	100.2367	50.21278	9.887652	100.387	50.10874	9.787465	100.1057	50.23975	9.964718
3000	5	40	99.43525	49.39587	9.159372	99.40828	49.36504	8.955145	99.41598	49.40743	9.036065
3000	15	2	102.3407	53.09507	13.49052	101.3003	50.7561	10.24216	101.5006	51.15299	10.73538
3000	15	10	99.79746	49.30724	9.236438	99.70498	49.38431	9.143958	99.71269	49.51532	9.194052
3000	15	40	97.94016	47.93931	7.444639	97.0616	47.24186	7.144079	98.25998	48.13583	7.903185
3000	45	2	99.62792	49.39587	9.772052	99.59324	49.50762	9.436812	99.12313	50.62508	9.352038
3000	45	10	98.19419	47.95692	8.01601	96.43948	46.75877	6.29995	98.33333	48.15017	7.73
3000	45	40	96.99604	46.64282	6.29222	97.40573	47.09889	6.957	96.81825	46.75877	6.184
5000	5	2	102.3297	52.12339	11.595	102.809	52.2548	12.84726	102.036	52.564	11.595
5000	5	10	102.1133	52.59492	11.73414	100.7451	50.57739	11.64911	102.1365	51.84511	12.60763
5000	5	40	101.6109	48.7763	9.12913	99.80976	49.54157	9.276	100.2813	49.50292	9.41514
5000	15	2	102.1056	52.18523	10.83	100.3045	50.13678	9.37649	100.3431	51.08	10.83
5000	15	10	99.20682	49.07777	8.89723	99.4078	49.02366	8.97453	99.16044	49.26329	8.84312
5000	15	40	95.02489	47.94919	7.63724	99.06	48.6217	7.74	97.35162	47.4622	7.2662
5000	45	2	103.6361	51.60548	10.11857	99.21455	49.19372	8.84312	99.7943	49.68844	9.36103
5000	45	10	98.33333	48.17336	8.03147	97.83861	47.43128	7.38215	98.33333	48.32796	8.20926
5000	45	40	96.61727	46.40319	5.67382	97.53714	47.16073	6.82559	96.625	46.38	6.184
7000	5	2	101.5258	51.39677	10.83746	100.7374	50.89432	11.01525	101.9742	51.99971	11.78052
7000	5	10	101.2166	50.82475	10.7447	100.405	50.22181	10.02581	100.4204	50.66242	10.28863
7000	5	40	99.99528	49.98991	9.91759	99.91025	50.08267	9.61612	100.1963	49.95899	9.54655
7000	15	2	101.7191	51.33493	10.73697	101.7423	51.49726	12.19794	100.4282	52.03063	11.4404
7000	15	10	99.3305	49.20918	9.17551	99.52375	48.37434	9.1987	99.44645	49.41016	9.05956
7000	15	40	98.91308	48.42072	8.503	97.80769	48.58305	7.73	98.944	48.25066	8.503
7000	45	2	100.575	50.71653	10.07219	99.73246	49.5493	9.276	100.6987	50.12905	10.53599
7000	45	10	98.43382	48.13471	8.07012	97.51	47.28441	6.89516	98.4802	48.1579	7.90779
7000	45	40	97.81542	47.59361	7.43626	98.34879	48.04195	7.5754	97.59898	47.153	6.84105

## 표 A2. 식각 실험 데이터

Table A2. Etch experimental data.

RF Power (W)	CF <sub>4</sub> Flow (sccm)	O <sub>2</sub> Flow (sccm)	L100 (μm)	L50 (μm)	L10 (μm)	CL100 (μm)	CL50 (μm)	CL10 (μm)	R100 (μm)	R50 (μm)	R10 (μm)	LT100 (μm)	LT50 (μm)	LT10 (μm)	CR100 (μm)	CR50 (μm)	CR10 (μm)	RB100 (μm)	RB50 (μm)	RB10 (μm)
130	15	15	100.12	50.83	10.03	101.45	50.55	9.64	101.77	50.62	9.67	101.89	50.92	10.21	101.59	50.32	9.64	101.84	50.53	9.64
60	20	15	101.74	50.66	9.75	101.84	49.06	9.95	101.53	49.73	9.1	99.46	49.73	10.01	101.75	49.51	9.92	101.89	49.73	9.68
200	20	15	103.05	51.28	11.32	101.23	51.58	10.11	101.11	50.87	10.76	102.44	51.03	10.67	102.05	50.78	10.55	102.16	50.79	10.18
60	15	0	102.32	51.52	10.47	101.82	50.96	10.13	102.15	51.19	10.18	102.31	51.11	10.45	102.34	51.06	10.22	102.6	51.53	10.88
130	10	0	101.45	51.29	10.45	103	50.84	11	102.23	50.96	10.34	102.22	51.06	10.45	101.23	51.11	10.31	102.22	50.93	10.34
130	20	30	101.01	50.62	10.49	102.14	51.14	10.27	101.01	51.49	10.41	100.57	50.96	10.32	102.23	50.73	9.89	100.57	51.37	10.64
60	10	15	100.34	51.06	9.31	100.57	50.3	10.89	100.57	51.28	10.67	101.16	51.17	9.86	100.79	51.73	8.81	101.09	50.21	11.54
200	10	15	98.8	49.21	9.21	99.77	50.3	9.85	99.75	50.15	10.1	99.57	48.83	9.84	99.67	49.89	10.04	99.79	49.8	10.26
200	15	30	99.67	49.72	10.03	99.05	49.68	9.6	99.55	49.7	9.84	99.66	49.68	9.75	100.05	49.53	9.96	99.57	49.47	9.91
200	15	0	100.21	50.39	10.57	99.5	49.85	10.03	99.71	49.98	10.12	99.65	49.76	10.21	99.86	49.74	10.03	99.82	49.81	10.38
130	15	15	99.04	49.78	10.32	99.33	49.39	9.58	98.55	50.27	9.9	99.05	50.59	9.74	98.28	49.03	9.75	99.87	50.89	9.98
130	15	15	98.93	49.2	9.39	99.6	49.69	10.41	99.05	49.59	9.71	99.12	49.29	10.27	99.09	49.88	9.89	99.07	49.13	9.55
130	20	0	99.45	49.49	9.48	99.18	49.39	9.53	99.28	49.6	9.65	98.97	49.26	9.51	99.21	49.22	9.43	99.32	49.43	9.65
60	15	30	98.57	48.94	9.05	99.23	48.97	9.06	98.57	48.9	8.99	98.35	48.85	9.17	98.94	48.81	9.04	98.57	49.51	9.04
130	10	30	99.27	49.56	9.7	99.01	49.73	10.11	99.23	49.51	9.55	99.01	49.21	9.66	99.23	49.73	9.78	99.14	49.06	9.47

— 저 자 소 개 —



정 유 진(정회원)  
2025년 경희대학교  
전자공학과 학사 졸업

<주관심분야: 반도체, 임베디드 시스템, 머신러닝, 로봇공학>



김 채 린(정회원)  
2025년 경희대학교  
전자공학과 학사 졸업

<주관심분야: 반도체, 머신러닝, 생체 시스템 모델링>



최 규 철(비회원)  
2025년 경희대학교  
전자공학과 학사 졸업  
2025년~현재 경희대학교  
전자공학과 석사 과정

<주관심분야: 반도체, 컴퓨터, 로봇>



이 승 철(비회원)  
2019년~현재 경희대학교  
전자공학과 학사 과정

<주관심분야: 반도체, 회로>



이 종 욱(정회원)  
IEEE Senior Member  
1996년 한국과학기술원  
전기및전자공학과  
박사 졸업  
1996년~2000년 하이닉스 근무  
2000년~2003년 NEC 근무

2003년~2014년 삼성전자 근무  
2014년~2020년 아주대학교 전자공학과 교수  
2020년~현재 반도체공정기술교육원 대표  
<주관심분야: 반도체 소자, 반도체공정, 3D 칩적층, 교육>