

반도체 Autonomous Fab 전환을 위한 PM 자동화/표준 전략

Author

김유빈 교수 / 명지대학교 – Lead Author/Technical Writer



목차

I. 서문 및 조사 개요	1
1) 백서 발간 목적과 필요성	1
2) SEMI Afab WG 활동 개요와 관련 기관의 참여 배경	2
3) 주요 인사이트 요약(Executive Summary)	3
II. PM 자동화 개요 및 산업 환경	7
1) PM의 정의와 역할	7
2) 반도체 산업 내 PM 자동화의 중요성	8
3) PM 자동화 기술 동향 및 글로벌 산업 환경 변화	10
4) PM 자동화의 궁극적 실현을 위한 PdM 기술	13
III. 설문 조사 결과 및 산업 인사이트	17
1) 조사 설계 및 응답자 특성	17
2) 주요 설문 결과 분석	19
3) 주요 시사점 정리	25
IV. 반도체 산업계 현황 및 한계 분석	27
V. 핵심 기술 표준화 항목 제안	29
VI. 맺음말 및 Afab WG 향후 활동	34
[참고문헌]	
[별첨]	

산업 자문 참여 기업

본 백서는 SEMI Autonomous Fab Working Group (Afab WG)의 논의 및 자문을 참고하여 작성되었습니다. 아래는 자문에 참여한 기업입니다.

주요 반도체 제조사

- Intel
- Samsung Electronics
- SK hynix

글로벌 장비 공급사

- Hitachi High-Tech
- Lam Research
- Tokyo Electron

국내 장비 제조사

- Global ZEUS
- WONIK IPS

자동화 및 로봇틱스

- Cymechs
- Robots & Design
- Yaskawa Electric

소프트웨어·데이터·AI

- Doople
- Linkgenesis, Inc.
- Miracom Inc.
- Vamos AI

I. 서문 및 조사 개요

1) 백서 발간 목적과 필요성

반도체 산업은 초미세 공정 전환, 장비 고도화, 투자 규모의 급격한 확대라는 삼중의 압력을 동시에 받고 있으며, 이에 따라 제조 설비의 가용성(availability)과 수율(yield), 그리고 공정 신뢰성(reliability)을 안정적으로 유지하는 일이 과거 어느 때보다 전략적으로 중요해졌다. 특히 300mm급 이상의 첨단 팹에서는 한 대의 장비가 멈추는 것만으로도 라인 전체의 처리량(throughput)이 비선형적으로 감소하고, 장비마다 상이한 PM(Preventive Maintenance, 예방정비) 규격과 유지보수 절차가 적용될 경우 생산 스케줄링과 물류계획, 인력 배치까지 연쇄적으로 영향을 받는다. 이런 환경에서 PM을 사람 중심의 경험적·수기적 방식으로만 운영하는 것은 생산 안정성과 투자 효율성 양 측면에서 더 이상 지속 가능하지 않다. PM을 '언제, 무엇을, 어떤 방식으로' 수행할 것인가를 표준화하고 자동화하는 일은 이제 선택이 아니라, 자율운영 팹(Autonomous FAB)으로 가는 산업적 필수 조건이 되었다.

그러나 산업계가 이를 충분히 인식하고 있음에도 불구하고, PM 자동화는 여전히 개별 기업 내부의 파일럿 수준 혹은 장비사·팹 간 개별 인터페이스 수준에 머무는 경우가 많다. 그 이유는 기술이 없어서라기보다는, 모두가 같이 쓸 수 있는 공통의 언어, 절차, 데이터 구조, 물류/포장 규격, 로봇 연계 방식이 아직 산업 차원에서 정리되어 있지 않기 때문이다. 실제로 이번 백서의 근간이 된 설문 결과에서는 PM 자동화의 필요성에 대해 응답자 전원이 '필요'하다고 답했음에도, 이를 바로 로드맵에 반영하지 못한 이유로 '시기상조', '리소스 부담', '표준의 부재로 인한 중복 개발 가능성'을 가장 먼저 들고 있다. 다시 말해 시장과 기술은 이미 가속 페달을 밟을 준비가 되어 있으나, 이를 산업 전체로 확산시킬 수 있는 공용 레일(standard rail)이 깔려 있지 않아 속도를 내지 못하는 상황이다.

이 백서는 바로 그 지점을 해결하기 위해 작성되었다. 먼저, 지금 이 시점에서 반도체 산업이 말하는 'PM 자동화'가 무엇을 의미하는지, 그 범위와 목표 수준이 어디까지인지 명확하게 공통 언어로 정리하려는 목적이 있다. 일부 기업은 '무인화 수준의 PM Automation'을 지향하고, 다른 일부는 '대부분 로봇과 시스템으로 처리하되, 일부 인간의 개입을 허용하는 협업형 자동화'를 현실적 단계로 삼고 있는데, 이 차이를 용어와 목표 수준으로 정리해두지 않으면 표준화는 출발선에서부터 어긋나게 된다. 백서는 산업계 전반의 응답과 실제 추진 기업의 정성적 인터뷰를 함께 반영해, PM 자동화를 단계화·구조화해 제시함으로써 "우리가 같은 것을 이야기하고 있는가"를 먼저 맞추고자 한다.

다음으로 백서는 PM 자동화가 단일 기술의 문제가 아니라는 점을 명확히 하려는 데 목적이 있다. 현장의 목소리를 보면, PM 자동화를 가로막는 요소는 놀랍게도 '고급 AI 알고리즘의 부재'가 아니라, 포장 박스 규격이 서로 달라 부품 자율 배송이 안 되거나, 로봇이 접근할 수 있도록 장비가 설계되어 있지 않거나, SVID와 로그데이터 구조가 제조사마다 달라 PdM(Predictive Maintenance, 예지보전) 모델을 공통으로 만들기 어렵다는 식의 비(非)기술적이면서도 구조적인 문제들이다. 이 백서는 센싱·예지·로봇·디지털 트윈과 같은 첨단 기술 축만을 언급하는 것이 아니라, 실제 현장에서 가장 빈번하고도 현실적인 병목이 무엇인지를 산업계의 데이터로 보여줌으로써, "표준화의 초점이 어디에 먼저 맞춰져야 하는가"를 구체적으로 제시하고자 한다.

또한, PM 자동화를 '회사 단위의 과제'가 아니라 '산업 단위의 선행 R&D 과제'로 끌어올릴 필요성을 설명하는 것이 이 백서의 중요한 의의다. 응답 기업 상당수가 '국가·협회 차원의 선행 연구와 국제/국가 표준화 지원'을 1순위 지원 항목으로 꼽은 것은, 개별 기업이 자체적으로 투자하기에는 PM 자동화가 요구하는 범위가 너무 넓고, 참여해야 할 이해관계자가 너무 많기 때문이라는 사실을 보여준다. 장비사, 칩메이커, 부품사, 로봇사, 소프트웨어사가 각각 자기 포맷과 자기 인터페이스로만 개발을 계속한다면, 산업 전체로의 파급은 늦어지고 결과적으로는 중복 투자와 호환성 문제만 키우게 된다. 그러므로 이 백서는 각 주체가 따로 추진하던 PM 관련 기술을 공용 스펙과 참조 구조(reference architecture) 아래에서 정렬시키는 첫 단계로 기능하고자 한다.

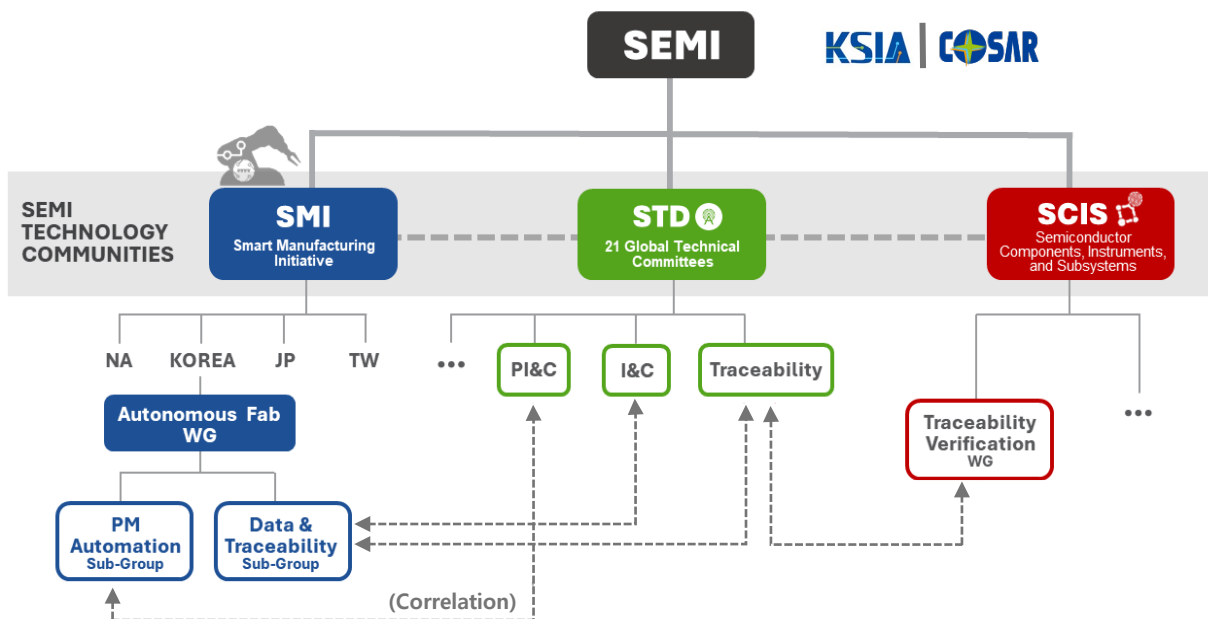
이번 백서 작업을 통해 PM 자동화가 결국 PdM과 통신·데이터 표준, 그리고 부품 모듈화·물류 표준으로 수렴될 것이라는 산업계의 중장기 시각을 담아두고자 한다. 지금은 센싱과 로봇이 눈에 띄게 발전하고 있지만, PM을 실질적으로 지능화하려면 '언제 PM을 할 것인가'를 결정해 줄 PdM의 예측 신뢰도, 그 예측을 공장 전체 스케줄에 반영해 줄 상위 시스템과의 연동성, 그리고 그 결정에 따라 바로 움직일 수 있는 물류·포장·레이아웃의 물리적 표준이 모두 맞물려야 한다. 이 백서는 IEEE를 중심으로 지난 20여 년간 축적된 기술 흐름과 이번 설문에서 확인된 현장의 수요를 한 프레임 안에 넣어, PM 자동화가 단기적으로는 장비 설계 변경과 로봇 접근성을, 중기적으로는 데이터·통신 프로토콜을, 장기적으로는 모듈화와 자율 물류를 향해 가야 한다는 시간축이 있는 로드맵적 서사를 만들어 두려 한다.

마지막으로, 이 백서는 "이미 알고 있는 것"을 다시 적어두는 문서가 아니라 "같이 하자"는 신호를 명문화하는 문서다. PM 자동화는 한두

개의 레퍼런스 팹이 성공했다고 산업 전체가 곧바로 따라올 수 있는 성질의 것이 아니다. 서로 다른 장비 제조사와 서로 다른 공정조합, 서로 다른 로봇과 물류 인프라 위에서 동일한 수준의 자율 유지보수를 구현하려면, 누군가가 먼저 현황을 정리하고, 용어를 정립하고, 필요한 선행 R&D 범위를 제안해야 한다. 이 백서는 그 역할을 수행하는 첫 시도다. 이후 이 문서를 토대로 기술 워킹그룹, 장비·로봇 연계 PoC, 데이터 포맷 시범 적용, 포장·물류 규격의 단계적 확산 같은 후속 활동이 이어진다면, 지금까지 ‘각자도생’으로 진행되던 PM 관련 투자들이 하나의 산업적 방향성 아래에서 묶일 수 있을 것이다.

본 백서를 통해 반도체 산업에서 PM 자동화·지능화의 필요성을 산업 데이터로 확인하고, 실제 현장에서 발생하는 구조적 병목을 표준화 과제로 번역하며, 이를 국가·협회 차원의 선행 R&D 주제로 끌어올리기 위한 근거를 제공하는 데 활용하고자 한다. 궁극적으로는 반도체 제조의 자율화 달성을 앞당기기 위한 공동의 기술 언어를 마련하는 것을 목적으로 한다. 이러한 점에서 본 백서는 단순 참고자료가 아니라, 향후 국내외 표준화 활동과 실증 프로젝트를 촉발하기 위한 ‘출발선 선언문’의 성격을 가진다.

2) SEMI Afab WG 활동 개요와 관련 기관의 참여 배경



[그림 1] 자율화 팹 표준화를 위한 추진 체계

SEMI Korea는 반도체 제조 현장이 직면한 PM 자동화, PdM, 데이터 구조 통합, 로봇 적용 등 자율운영 팹 전환의 핵심 과제를 논의하기 위해 2024년 Autonomous Fab Working Group(Afab WG)을 발족하였다. Afab WG는 국내 팹, 장비·부품사, 로봇·소프트웨어 기업 등 다양한 산업 주체가 참여하는 협의체로, 기술 요구사항을 정리하고 글로벌 표준화 논의와 연계하는 역할을 수행하고 있다.

SEMI Smart Manufacturing Initiative(SMI)의 일환으로 구성된 Afab WG는 PM Automation Sub-Group과 Data & Traceability Sub-Group을 운영하며, 예지보전(PdM), PM 자동화, 데이터 상호운용성, Traceability 등 국제적으로 중요한 의제들을 체계적으로 다루고 있다. 이 과정은 개별 기업이 독자적으로 해결하기 어려운 기술·데이터 구조 문제를 산업 공동의 시각에서 논의할 수 있다는 점에서 의미가 있다. 한편 KSIA(Korea Semiconductor Industry Association)와 COSAR(Consortium of Semiconductor Advanced Research)는 본 설문조사와 백서 작성이 원활히 추진될 수 있도록 필요한 자원과 전문가 섭외 지원 역할을 수행하였다.

이러한 지원은 Afab WG가 산업계 전반의 의견을 폭넓게 수집하고, 이를 분석·정리하는 과정이 보다 체계적이고 안정적으로 진행될 수 있는 기반이 되었다. 특히 설문조사 운영과 백서 발간을 위한 실질적 지원은 이번 작업이 단순한 연구 차원을 넘어 산업계의 공감대를 형성하는 데 의미 있는 토대가 되었으며, 국내 반도체 장비·부품 기업들의 관심과 참여를 이끌어내는 데에도 긍정적인 역할을 했다. 이를 통해

Afab WG가 추진해 온 논의가 산업계 전반의 시각과 함께 호흡하며 좀 더 깊이 있게 발전할 수 있는 환경이 마련되었다고 평가할 수 있다.

3) 주요 인사이트 요약(Executive Summary)

가. 반도체 PM 자동화의 산업적 전환을 가로막는 표준 부재 문제와 이를 해소하기 위한 공동 인프라 로드맵의 필요성

반도체 제조 환경은 이미 수율·생산성·품질 안정성의 한계를 넘어 초정밀, 초고속, 대규모 병렬처리를 요구하는 단계로 진입하였다. 이 과정에서 장비 한 대의 비가동만으로도 라인 전체 처리량이 비선형적으로 급감하는 구조적 특성 때문에 예방정비(PM)의 효율성과 정확성은 생산 경쟁력의 중심 요소가 되고 있다. 그러나 현재까지의 PM 활동은 장비사·IDM·협력사 간의 절차와 데이터 체계가 제각각이며, 경험 기반의 수기 작업이 다수를 차지해 운영 비용 증가 및 품질 편차를 유발해 왔다.

산업계 전체의 설문과 인터뷰 분석 결과, 기업들은 PM 자동화 필요성을 100% 수준으로 공감하고 있으나, 공통 표준·데이터 체계·로봇 도입 기준 등이 부재하여 실제 도입은 개별 파일럿 수준에 머무르고 있음이 확인되었다. 이러한 문제를 해결하기 위한 산업 차원의 공동 기준, 공동 인터페이스, 데이터·물류·부품 표준화 로드맵 구축이 필수적이며, 본 백서는 바로 이러한 공백을 메우기 위한 출발점이다.

나. PM 자동화와 PdM 융합을 통한 자율운영 팸(Autonomous FAB) 전환의 기술적 패러다임 변화

현재 PM 자동화는 단순한 작업 자동화를 넘어 장비 상태를 실시간으로 파악하고, 예지보전(PdM) 기반으로 '언제·어떻게 정비할 것인지'를 판단하는 지능형 운영 체제로 확장되고 있다. 전 세계적으로 반도체 제조 환경은 자율 운영 팸(Autonomous FAB)으로 이행 중이며, 이는 장비-로봇-MES-FDC-공정 제어-물류 시스템 간 실시간 연결 구조, 그리고 디지털 트윈 기반의 사이버-물리 통합 운영 모델을 요구한다.

PM 자동화는 궁극적으로 PdM과 결합되어야 한다. 특히 AI 기반 이상 감지, 디지털 트윈 기반 시뮬레이션, 센서 융합 기반 열화 분석, 클라우드-엣지 통합 분석과 같은 최신 기술은 PM 자동화의 범위를 물리적 작업 자동화를 넘어 지능형 운영 최적화로 확장시키고 있다.

다. 설문·인터뷰 분석을 통해 드러난 반도체 PM 자동화의 구조적 병목과 표준화 기반 구축의 시급성

설문 분석 결과를 종합해 보면, 반도체 산업 전반에서 PM 자동화에 대한 수요와 기대 수준은 매우 높음에도 불구하고 실제 구현 단계는 여전히 초기 수준에 머물러 있음을 확인할 수 있다. 업계는 PM 자동화의 성공을 위해 가장 시급한 과제로 표준화의 부재를 지목하고 있으며, 이는 모든 응답자가 '표준화가 필요하다'고 답한 결과에서도 명확하게 드러난다. 표준화의 목적은 단순히 특정 기술 요소의 통일에 그치지 않고, 장비 간 인터페이스 호환성 확보, 업무 행위의 단순화, 기업 간 중복 개발 방지, 데이터 공유 체계 확립 등 산업 생태계의 전 과정을 아우르는 광범위한 영역에 걸쳐 있다. 즉, 현재의 PM 자동화 수준이 정체되고 있는 핵심 원인은 공통의 기술·데이터·운영 기준이 없는 환경에서 개별 기업이 단독으로 추진하기 어려운 구조적 제약에 기인한다.

PM 자동화의 목표 자체는 산업계에서 매우 명확하게 공유되고 있다. '가동 중단 시간 최소화'는 거의 절대적인 최우선 목표로 인식되고 있으며, 이는 생산성 향상과 라인 안정성 확보라는 반도체 제조의 본질적 요구와도 일치한다. 그러나 목표가 명확함에도 불구하고, PM 자동화가 현실적으로 도달할 수 있는 시간은 평균 8.23년으로 전망되었고, 상당수의 기업이 도입 시기 자체가 아직 이르다고 판단하고 있다. 이러한 지연 요인은 리소스 부족, 기술 성숙도 부족, 그리고 무엇보다 표준 부재로 인한 투자 리스크가 높다는 점이 복합적으로 작용한 결과로 분석된다.

기술적으로 가장 먼저 해결해야 할 과제는 장비 설계와 하드웨어 구조 개선이다. 설문 응답자의 87.3%가 '자동화를 고려한 장비 설계'를 가장 중요한 개선 항목으로 꼽았으며, 이는 오늘날 장비가 자동화 로봇이나 센서·데이터 기반 진단 시스템을 충분히 수용할 수 있는 구조를 가지지 못하고 있다는 점을 보여준다. 더불어 PM 파트 모듈화는 장기적으로 PM 자동화의 효율성을 크게 높일 수 있는 핵심 기술임에도, 부품 구조의 다양성, 변경 비용 부담, 개발 기간 장기화 등의 이유로 여전히 초기 단계에 머물러 있다.

PM 자동화를 위한 물류·부품 이송 영역에서는 기술적·표준적 격차가 더욱 심각하게 나타난다. 자동 배송을 위한 부품 포장 규격화 필요성은 대부분의 응답자가 동의하였으나, 실제로 자동 배송을 고려해 설계된 포장재를 사용하는 기업은 거의 없는 것으로 나타났다. 이는 PM 자동화가 단순히 로봇 도입이나 장비 제어 자동화에 국한된 문제가 아니라, 부품 포장 규격, 치수 정보 관리, 물류 프로세스 표준 등 공급망 전반의 인프라적 요소가 함께 개선되지 않으면 추진될 수 없음을 의미한다.

마지막으로, 장비-시스템-로봇 간 연계를 가능하게 하는 데이터 및 통신 표준화는 PM 자동화와 PdM 통합 구현에서 결정적 역할을 하는 핵심 요소로 확인된다. 특히 SVID, 장비 로그, 이벤트 코드, 파트 이력 데이터 등 장비 운영 데이터의 구조가 통일되지 않은 점은 PdM 알고리즘의 신뢰성 검증을 어렵게 하고, 제조사 간 데이터 공유와 협업을 저해하는 주요 제약 요인으로 작용한다. PM 자동화와 PdM은 MES, FDC, 로봇 제어 시스템과 실시간으로 상호작용해야 하는데, 현재는 통신 프로토콜이 기기·기업·공정별로 상이하여 시스템 통합의 복잡성이 크게 증가하고 있다.

산업계는 PM 자동화가 반도체 제조 경쟁력을 좌우할 전략적 과제를 분명히 인식하고 있으나, 실질적 구현을 위해서는 장비·부품·데이터·물류·통신 표준 등 여러 영역의 구조적 병목을 해소하기 위한 산업 차원의 공동 노력이 필수적임이 확인되었다.

별도로 수행한 심층 인터뷰는 PM 자동화가 산업계에서 실제로 어떤 수준까지 구현되고 있으며, 무엇이 핵심 병목으로 작용하고 있는지를 매우 구체적으로 보여주었다. 우선, 자동화 적용은 점진적으로 확대되고 있으나 그 범위는 아직 제한적이다. 일부 기업들은 센서를 활용한 상태 모니터링, 이상 감지 알고리즘 기반 진단, PM 시나리오 자동화 등 초기 단계의 자동화 기술을 적용하고 있으나, 실질적으로 가장 많은 시간과 인력이 투입되는 핵심 유지보수 과정—예를 들어 챔버 open/close나 부품 탈착·교체와 같은 침습적 유지보수 작업—은 여전히 작업자의 수작업에 강하게 의존하고 있다. 이는 PM 자동화가 실제 현장에서는 ‘부분 자동화’ 수준에 머물러 있으며, 공식적인 로봇 기반 정비 자동화로 전환하기에는 물리적·안전적·환경적 제약이 적지 않음을 보여준다.

로봇 도입이 더디게 진행되는 이유도 인터뷰를 통해 명확해졌다. 가장 근본적인 문제는 반도체 공정 특성에 맞춘 로봇 표준이 존재하지 않는다는 점이다. 참가자들은 “반도체 전용 로봇 표준이 없다”는 점을 반복적으로 강조했으며, 이는 로봇의 페이로드, 조작 자유도, 접근 공간, 장비 구조, 공정 안전성 요구사항이 장비·라인·공정마다 크게 다르기 때문에 하나의 로봇을 설계·검증·배치하는 데 매우 큰 불확실성이 따른다는 현실을 반영한다. 안전성 검증 역시 통일된 기준이 없어, 특정 로봇이 EFEM, CMP, Etcher 등 다양한 장비 구역에서 동일하게 사용할 수 있을지 판단하기 어렵고, 결국 자동화 도입 속도가 늦어질 수밖에 없는 구조적 제약으로 작용한다.

데이터 활용의 한계 역시 PM 자동화와 PdM 기술 확산을 가로막는 주요 장애 요소로 나타났다. 특히 한 참가자는 장비에서 수집되는 데이터 중 SVID가 차지하는 비율조차 명확히 파악되지 않는다고 언급하며, 현장에서 데이터 구조에 대한 이해가 충분히 확보되지 않은 현실을 지적하였다. 장비 제조사별로 로그 구조가 상이하고, 데이터 접근 권한이 제한적이며, 표준화된 데이터 포맷이 부재하다 보니, PdM 알고리즘 개발뿐 아니라 모델 검증조차 어려운 환경에 놓여 있다. 더 나아가 현장 엔지니어의 데이터 활용 역량 편차가 존재하여 PdM 기능의 신뢰성이 충분히 검증되지 않으면 “PdM 기능을 꺼버리는” 상황까지 나타나고 있어, 데이터 활용 체계와 데이터 표준화의 필요성이 더욱 강조되고 있다.

부품 모듈화와 물류 자동화는 기술적 필요성이 매우 높음에도 불구하고 실현 가능성이 낮아 장기 과제로 분류되는 것으로 나타났다. 인터뷰 참가자들은 PM 파트 모듈화의 필요성을 인정하면서도, 부품 구조 변경에 따른 개발 비용 부담, 장비 제조사·부품 공급사·FAB 간 대규모 협업이 요구되는 복잡성, 표준 부재 등으로 인해 당장 추진하기 어렵다는 점을 솔직하게 지적하였다. 부품 자동 이송과 포장 규격화 역시 자동화 전략의 기반 요소임에도, 현재는 대부분의 기업이 수작업 기반 포장·운송 체계를 유지하고 있으며, 자동 배송 로봇을 고려한 포장 규격 자체가 존재하지 않아 로봇 기반 물류 자동화로의 전환이 지연되고 있다.

심층 인터뷰를 분석한 결과 PM 자동화가 기술적으로 가능하다는 점이 수년 전부터 확인되었음에도 불구하고, 실제 산업적 확산은 표준 부재, 데이터 구조 미정립, 장비 설계 부적합성, 로봇 안전성 검증 체계 미비, 물류 인프라 비표준화 등 여러 요소가 복합적으로 얹히면서 지연되고 있음을 명확하게 보여준다. 이는 PM 자동화가 단순히 로봇 기술의 문제가 아니라, 장비·데이터·부품·물류·안전·조직 역량을 모두 아우르는 시스템적 과제를 강조하며, 산업 전반에 걸친 통합적 표준화와 공동 대응 없이는 본격적인 전환이 어렵다는 중요한 시사점을 제공한다.

라. 반도체 PM 자동화 구현을 위한 장비·데이터·통신·부품·물류·디지털 트윈 전 영역의 통합 표준화 필요성

반도체 산업에서 PM 자동화를 실질적으로 구현하기 위해 필요한 표준화 항목들은 단순한 기술 옵션이 아니라 산업 전체의 PM 자동화 수준을 결정짓는 핵심 인프라 요소로 기능한다. 이러한 표준화 영역은 장비, 데이터, 통신, 부품, 물류, 디지털 트윈까지 펌 운영 전반을 관통하며, 각각이 독립적 요소가 아니라 서로 긴밀히 연결된 구조를 이룬다. 따라서 어느 하나라도 부재하거나 미성숙하면 전체 자동화 체계가 정상적으로 작동할 수 없으며, 산업 생태계 전반의 통합된 표준 기반이 확보되어야 PM 자동화가 본격적으로 실현될 수 있음을 의미한다.

먼저 장비 설계 표준화는 PM 자동화의 가장 근본적이고 우선적인 과제로 도출된다. 현재 반도체 장비는 대부분 사람이 접근하여 작업하는 방식으로 설계되어 있어, 로봇이 투입될 수 있는 공간적 여유나 기계적 접근성을 충분히 확보하고 있지 않다. PM 작업 시 챔버 open/close, 고정 볼트 해체, 필터나 모듈 교체 등이 로봇 동작의 기준에 맞춰 설계되어 있지 않기 때문에, 로봇 기반 자동화를 적용하려면 장비 구조 자체를 재정의해야 한다. 또한 센서 확장성과 케이블·포트 인터페이스의 표준화가 미흡하여, 장비 상태 데이터를 실시간 수집·분석할 수 있는 하드웨어적 기반도 부족한 상황이다. 이 때문에 장비 설계 표준화는 PM 자동화 로드맵의 출발점이며, 로봇 접근성, 정밀 위치 기준, 센서 설치 지점 규격 등을 통일하는 것이 산업적 최우선 과제로 요구된다.

두 번째는 데이터 표준화이다. 장비의 SVID 구조, 이벤트 로그 포맷, 파트 이력 데이터, 파라미터 정의 방식이 기업과 장비 모델마다 다르기 때문에 PdM-PM 자동화-MES 간 데이터 흐름이 일관적으로 관리되지 못하고 있다. SVID의 개수와 ID 규칙 자체가 장비마다 달라 PdM 알고리즘의 입력 변수가 표준화되지 않으며, 심지어 현장 엔지니어가 “전체 데이터 중 SVID 비중조차 모른다”고 언급할 정도로 데이터 구조가 불투명하다. 또한 부품 교체 이력, 누적 사용량, Valve count, RF timer 등 파트 Traceability에 필요한 정보 형식도 통합되어 있지 않아 자동화된 유지보수 판단이나 예지보전 알고리즘 구축에 큰 제약이 발생한다. 따라서 통일된 데이터 사전(Data Dictionary), 로그 규격, 이벤트 코드, 파트 ID 구조, 장비 API 규격을 정립하는 것이 필수적이다.

세 번째는 통신 표준화이다. PM 자동화를 구현하기 위해서는 로봇-장비-Host(MES/FDC) 간의 실시간 연동이 필수적이지만, 현재는 장비 제조사마다 통신 방식이 달라 자동화 시나리오의 확장이 어려운 상황이다. 로봇이 장비 상태를 실시간으로 받아 작업을 시작하거나 중지할 수 있으려면 공통의 프로토콜이 필요하며, 이를 통해 작업 단계, 안전신호, 위치·경로 정보, 교체 완료 신호 등이 단일 구조로 교환될 수 있어야 한다. PdM 결과를 Host가 받아 장비에 명령을 주고, 장비가 로봇을 호출하는 구조가 구현되려면 SECS/GEM을 넘어선 고급 자동화 인터페이스 표준이 필수적임이 산업계 조사에서도 반복적으로 확인되었다.

네 번째는 PM 파트 모듈화 표준이다. PM 자동화는 결국 “부품 교체 작업의 자동화”로 수렴되는데, 현재 반도체 장비의 부품은 동일 장비 내에서도 구조와 인터페이스가 상이하며, 모델별·공정별로 설치 방식이 제각각이다. 자동 교체가 가능하려면 파트 치수와 무게 정보, 장착 인터페이스, 체결 규격, 센서 연결 방식, 모듈 형태의 설계 기준이 통일되어야 한다. 또한 파트별 수명 정보와 교체 기준이 표준화되지 않으면 로봇이 자동 교체 작업을 수행하거나 PdM 알고리즘이 고장 시점을 판단하기 어렵다. 이러한 PM 파트 모듈화는 산업계가 가장 강력한 필요성을 느끼고 있지만, 비용·조직·장비 업체 협업 부담으로 인해 장기 과제로 분류되고 있다.

다섯 번째는 물류·포장 표준이다. 자동화된 부품 이송(Auto Delivery)을 위해서는 부품 박스의 크기, 무게, 취급 방식, 인식 표식이 표준화되어야 하지만 현재는 대부분의 기업이 자동 배송을 고려하지 않은 일반 FAB용 박스를 사용하고 있다. 로봇이나 AMR이 부품을 운송하려면 Box 규격, Label 규격, 파트 ID, 무게 중심, 핸들링 포인트 등이 통일되어야 하며, 이는 물류 자동화뿐 아니라 PM 작업의 전체 사이클 타임을 단축하는 데도 매우 중요하다. 이 영역의 표준화가 지연되면 부품 자동 이송이 불가능해지고, PM 자동화의 핵심 단계인 “교체 작업 자동화”가 물류 병목으로 인해 실현되지 못하는 문제가 발생한다.

마지막으로 디지털 트윈 표준 또한 핵심 과제로 도출된다. 디지털 트윈은 장비 상태 예측, PM 시뮬레이션, 작업 절차 재현, 로봇 시퀀스 검증 등 PM 자동화 전 과정의 ‘가상 검증 공간’ 역할을 수행하지만, 장비 모델 구조, 좌표계 기준, 데이터 포맷, 시뮬레이션 요소가 표준화되어 있지 않으면 각 장비별로 디지털 트윈을 독립 개발해야 한다. 이는 비용·시간·개발 난이도 측면에서 산업적 확산을 어렵게 만들기 때문에, 장비 ID 구조, 3D 모델 기준 좌표계, 파트 레이아웃 정의, 센서 맵핑 규칙, 시나리오 태깅 방식 등을 표준화하는 것이 필수적이다.

마. Afab WG와 관련 기관의 활동 의의 및 향후 역할

SEMI Afab WG 활동은 반도체 산업이 직면한 PM 자동화·PdM·데이터 상호운용성·로봇 통합의 복합적 과제를 해결하기 위한 핵심 플랫폼으로서 중요한 의미를 가진다. Afab WG는 한국에서 시작되어 미국의 반도체 업체들을 아우르고, 향후 일본, 대만 등 글로벌 주요 반도체 국가들이 모두 참여하는 국제 협력체를 지향하고 있으며 반도체 제조의 자율화와 지능화를 실현하기 위한 글로벌 표준 논의를 시작한 국제 거버넌스 협의체이다. PM 자동화, PdM, Traceability, 디지털 트윈, 물류 및 로봇 연동과 같은 첨단 자동화 요소는 개별 기업이나 국가 차원에서 독자적으로 해결하기 어려운 구조적 문제이며, 기술 생태계 전반의 상호 운용성 확보가 전제되어야만 구현될 수 있다. 이러한 점에서 Afab WG는 국제 표준과 산업 실행 간의 연결을 조정하는 ‘글로벌 조정 기구’로 기능하고자 하며, 반도체 제조 자동화의 기술적 규범을 형성하고 국가 간 기술 격차를 최소화하는 역할을 수행해 오고 있다.

KSIA와 COSAR는 이러한 국제 표준 논의를 국내 산업과 연결하는 실증·확산 플랫폼으로서 기능한다. 국내 장비사·부품사·팹·로봇기업 등 다수의 주체가 참여하는 산업 구조를 고려할 때, 국제 표준을 단순히 해석하는 수준을 넘어 국내 기술 기반에 맞게 조정하고, 실제 적용 가능한 ‘국가 단위 실행 프레임’을 마련하는 과정이 반드시 필요하다. KSIA와 COSAR는 이 역할을 담당하며, 산업이해관계자 간 기술 협력, 실증 프로젝트 기획, 로드맵 수립 등을 통해 글로벌 표준과 국내 구현 사이의 단절을 해소하는 핵심 허브로 자리매김하고 있다. 특히 PM 자동화 및 PdM 기술은 센서 구조·로그 포맷·장비 API·로봇 인터페이스·부품 모듈화·AMHS 연동 등 수많은 요소가 실제 FAB 환경에서 동작해야 하기 때문에, 국제 표준을 국내 인프라에 연계하고, 필요한 경우 한국형 세부 규격을 만드는 역할은 국내 조직 없이는 불가능하다.

향후 Afab WG와 KSIA 및 COSAR는 더욱 확장된 역할을 수행해야 한다.

첫째, 글로벌-국내 표준 개발의 허브 역할을 강화하여 PM 자동화·PdM·로봇·물류 시스템을 아우르는 통합적 표준 로드맵을 제시해야 한다. 현재는 SVID·로그·Traceability·디지털 트윈·로봇 페이로드·PM 파트 규격 등이 개별 영역에서 논의되고 있지만, 실제 팹 자동화는 이 모든 요소가 유기적으로 결합해야만 구현되므로, 표준의 단위별 분절을 해결하는 ‘End-to-End 표준 아키텍처’를 구축할 필요가 있다.

둘째, 후공정(테스트·패키징)까지 확장된 표준화 프레임워크를 마련해야 한다. 현행 표준 논의는 전공정(WFE) 중심으로 이루어져 있으나, 테스트 장비·패키지 장비는 로봇 접근성, PM 주기, 교체 파트 구조 등에서 매우 큰 차이를 보이며, 후공정 자동화가 전체 제조 자동화의 병목이 될 가능성이 크다. 따라서 Afab WG는 후공정까지 확장된 ‘전 공정 자동화 생태계’를 표준화하는 방향으로 논의를 확대해야 한다.

셋째, 실증 프로젝트 기반의 산업 확산 구조를 마련하는 것도 중요하다.

표준은 문서화에 그치지보다 실제 FAB과 장비 제조사가 참여하는 샌드박스 환경에서 검증되어야 한다. KSIA와 COSAR는 한국 내 실증 팹과 연계하여 PM 자동화 시나리오, 로봇-장비 연동 테스트, 부품 Traceability 실증, 디지털 트윈 기반 PM 테스트베드 등을 구축함으로써 실효적 확산 체계를 마련할 수 있다. 이는 국제 표준 개발 과정에서도 데이터를 기반으로 한 피드백 제공이 가능해져 글로벌 협의체에서 한국의 역할과 영향력을 강화하는 데 기여할 것이다.

마지막으로, 디지털 트윈-AI 기반 예지정비-자율운영 팹을 연결하는 기술 기반을 마련하는 것이 Afab WG의 중장기적 핵심 역할이 된다. 디지털 트윈 모델 표준화, AI·ML 기반 PdM 알고리즘 검증 기준, 가상 검증을 통한 로봇 작업 시퀀스 표준화는 차세대 자율운영 팹 구현에 반드시 필요한 요소이다. 즉 Afab WG는 PM 자동화를 넘어, FAB 현장과 장비 제조사가 전체의 자율운영 체계를 규정하는 차세대 표준 개발 방향을 주도해야 한다.

II. PM 자동화 개요 및 산업 환경

1) PM의 정의와 역할

반도체 산업에서 PM(Preventive Maintenance, 예방정비)은 장비의 신뢰성과 생산성을 보장하는 데 필수적인 활동이다. PM은 장비가 무작위 고장 확률이 증가하는 '위험 영역'에 진입하기 전에 유지보수 활동이 필요할 때를 결정하기 위해 일반적으로 통계적으로 도출된 평균 시간 또는 사용량과 같은 통계적 매개변수를 기반으로 시작되는 계획된 유지보수 활동이다 (A. A. Kalir et al., 2017). 반도체 제조 공정의 대부분의 장비는 통계 기반 분석을 통해 수립되고 정기적으로 수행되는 시간, 주기(cycle), 또는 웨이퍼 기반의 일정에 따라 유지보수된다 (M. E. Cholette et al., 2013).

PM의 근본적인 목적은 장비를 통제 상태로 유지하고 장기간 원하는 사양 내에서 작동하도록 보장하는 것이다(A. A. Kalir, 2013). PM은 예상치 못한 장비 고장으로 인해 많은 비용 소모가 수반되는 다운타임의 위험을 줄이는 대신 계획된 비생산적 다운타임(unproductive downtime)을 허용함으로써 전반적인 운영 신뢰도를 증가시킬 목적으로 수행된다(J. A. Ramírez-Hernández et al., 2010). 따라서, PM은 본질적으로 예정되지 않은 다운타임의 가능성을 줄이고 장비가 정의된 제어 한계 내에서 작동하는지 확인하는 사전 예방적 유지보수 활동으로 정의할 수 있다.

PM은 반도체 제조 장비의 전반적인 가용성(availability)과 신뢰성(reliability)을 높이는 데 필수적인 역할을 수행한다(A. A. Kalir et al., 2017). 반도체 제조 시설(fab)의 생산성 및 처리량(throughput)을 향상하고 막대한 자본 투자를 정당화하기 위해 PM을 적절하게 적용하는 것은 필수적이다. PM 활동은 장비 건강성 모니터링(EHM, Equipment Health Monitoring) 시스템과 같은 도구와 함께 실시간으로 장비 상태를 모니터링하고 지원하는 데 사용된다. 장비는 성능 저하(degradation)를 겪을 수 있으며, 생산 효율성은 장비 상태에 따라 달라지고 PM 또는 시정 유지보수(corrective maintenance) 후에 회복된다. 따라서 PM은 장비의 성능 저하 프로세스를 상쇄하기 위한 전통적인 유지보수 작업으로 기능한다(M. E. Cholette et al., 2013).

PM은 반도체 제조에서 장비의 전반적인 가용성 및 신뢰성을 유지하는 데 필수적이며, 수율 개선, 비용 절감, 그리고 주기 시간(CT, Cycle Time) 단축과 같은 운영 지표에 상당한 개선을 가져올 잠재력이 있다. 일반적으로 PM 활동은 그 성격상 더욱 복잡해지고 수행해야 할 작업이 많아지면서 PM 기간이 증가하는 경향을 보이는데, 이 길어진 PM 기간은 해당 도구세트나 전체 팹의 주기 시간에 부정적인 영향을 미칠 수 있다. 따라서, PM 기간을 단축하고 그로 인한 변동성을 감소시켜 주기 시간을 줄이기 위해, PM 작업을 더 작은 단위로 쪼개거나 분리(segregation/splitting)하는 전략이 사용된다. 원래의 길었던 PM을 더 짧고 빈번한 PM으로 분할하는 것은, 새로운 설정 시간(setup)이 발생하여 전체 장비 가용성이 다소 감소할 수 있음에도 불구하고, 장비 운영 및 PM 소요 시간의 변동성(variability)의 영향을 상쇄하여 주기 시간이 감소하는 이점을 제공한다. 특히, 장비의 성능이나 PM 소요 시간이 평균 대비 불규칙하거나 예측하기 어려운 정도(변동 계수)가 높은 경우에 PM 분할은 주기 시간(CT) 개선에 더욱 상당한 이점을 제공하는 것으로 나타났는데, 이는 분할을 통해 유효 처리 시간의 변동이 줄어들기 때문이다. 또한, PM 활동이 완벽하지 않아 실패할 가능성이 있고 이후 수리(repair) 작업이 필요한 경우, PM을 분할함으로써 PM 성공 확률이 높아지게 되어 수리에 필요한 예상 시간이 줄어들며, 이로 인해 분할의 강점이 더욱 두드러지게 발휘될 수 있다(A. A. Kalir, 2013).

뿐만 아니라, PM은 반도체 제조 공정에서 오염(contamination)을 통제하는 데 핵심적인 역할을 한다. AMC(Airborne Molecular Contaminants)는 청정실 환경에서 집적 회로의 금속 부식을 유발하고 웨이퍼 스크랩(wafer scrap)을 초래할 수 있다(B. -J. Wu et al., 2010). 즉, AMC 제어 시 PM 와이퍼(PM wipers)는 염화 이온(Cl-) 분자 오염을 시뮬레이션하는 데 사용될 수 있으며, 이는 청정실 미세 오염(microcontamination)을 모니터링하는 데 중요하게 활용할 수 있다. 금속 식각 장치(metal etcher)의 경우 PM 수행 중 발생하는 아웃가싱(outgassing) 또는 흙(fume) 형태의 염화수소(HCl) 가스 방출이 통제되지 않을 경우 높게는 343 ppmv에 달할 수 있으며, 이는 웨이퍼와 공정 도구에 부식을 일으킬 수 있다. 따라서 HCl 가스 배출을 방지하기 위해 PM 후드(PM hood)를 사용하여 오염 물질을 PM 후드 환경 내에만 가두거나, 포 라인(fore line) 중앙 링을 매년 교체하여 폐가스 누출을 방지하는 등의 PM 조치가 중요하다.

일반적으로 PM은 Pre-PM 준비, 침습적 유지보수, 도구 인증이라는 세 가지 순차적 부분으로 나뉘는 정형화된 절차를 따른다(I. Regev et al., 2016). 그러나 작업자의 기술과 경험에 따라 PM 작업의 품질이 크게 달라질 수 있으며, 이는 장비 성능 및 생산성에 큰 영향을 미친다. 예를 들어, 고품질 유지보수 작업은 장비의 초기 성능을 보존하거나 재현하는 데 중요하다. 이때 특정 작업자가 유지보수를 수행했을 때 플라즈마 식각 결함 수가 감소하고 생산성이 크게 증가한 사례가 있다(M. Kagaya et al., 2017). 또한, 습식 세정(wet cleaning) 중 닦는 동작(wiping actions)과 같은 유지보수 작업자의 움직임은 광학 모션 센서를 사용하여 기록될 수 있으며, 이는 고품질 유지보수 작업의 핵심 지표를 추출하는 데 유용하다. 이러한 결과는 PM 작업 품질의 변동으로 인한 장치 결함을 제거하고, 예측 유지보수 및 효율적인 실행을 위한 작업 기준 및 표준화의 필요성을 방증한다고 볼 수 있다.

이처럼 반도체 산업에서 PM의 역할은 단순히 고장을 예방하는 것을 넘어, 최적화된 스케줄링 및 작업 실행을 통해 생산성, 장비 가용성, 수율, 그리고 청정실 환경 통제에 직접적으로 기여하는 복잡하고 다층적인 시스템 관리 활동으로 볼 수 있다.

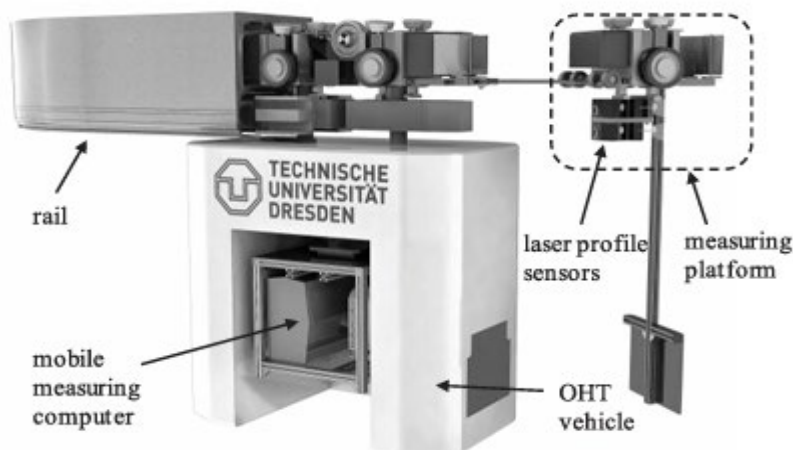
2) 반도체 산업 내 PM 자동화의 중요성

반도체 산업에서 PM의 자동화는 장비의 가용성, 생산성, 그리고 궁극적으로는 막대한 자본 투자의 회수율(ROI)을 극대화하기 위한 필수 불가결한 진화 과정이다. 반도체 제조 시설(fab)은 극도로 정교하고 비용이 많이 드는 장비로 운영되는데, 새로운 300mm 웨이퍼 팹의 건설 비용은 30억 달러를 초과할 수 있어, PM을 적절히 적용하여 생산성과 처리량(throughput)을 유지하는 것이 매우 중요하다(J. A. Ramírez-Hernández et al., 2010). 전통적으로 PM은 통계적 매개변수(예: 평균 시간 또는 사용량)를 기반으로 정기적인 시간, 주기(cycle), 또는 웨이퍼 기반의 일정에 따라 수행되었으며, 이는 계획된 비생산적 다운타임을 허용하여 예상치 못한 비용이 많이 드는 고장 위험을 줄였다. 그러나 이러한 통계 기반 방식은 실제 장비의 성능 저하를 실시간으로 반영하지 못하고, 장비가 복잡하고 다양한 공정 작동 모드(operating regimes) 하에서 작동하는 경우가 많기 때문에 운영 비용 절감과 ROI 개선에 잠재적인 한계를 안고 있었다.

이러한 한계를 극복하기 위해 PM의 자동화는 상태 기반 유지보수(CBM, Condition-Based Maintenance) 패러다임의 부상을 통해 가속화되고 있다. CBM은 장비 상태와 성능과 관련된 원시 데이터를 장비 건전성에 대한 실행 가능한 정보로 변환하고, 이를 기반으로 유지보수 개입에 대한 의사결정을 내리는 변환 과정으로 볼 수 있다(M. E. Cholette et al., 2013). 그러나 반도체 제조 분야에서 복잡한 공정 물리 모델에 대한 완전하지 않은 이해, 사용 가능한 센서 정보만으로는 장비 성능 저하를 신뢰성 있게 예측할 수 있는 수단의 부족 등 CBM 패러다임이 광범위하게 채택되는 데는 여러 가지 주요 장애물들이 존재해 왔다. 따라서, 이러한 장애물들을 해결하고 새로운 자동화된 진단, 예지 및 의사결정 방법론 적용 등을 통해 CBM의 실현 가능성을 높이는 것이 필수적이다.

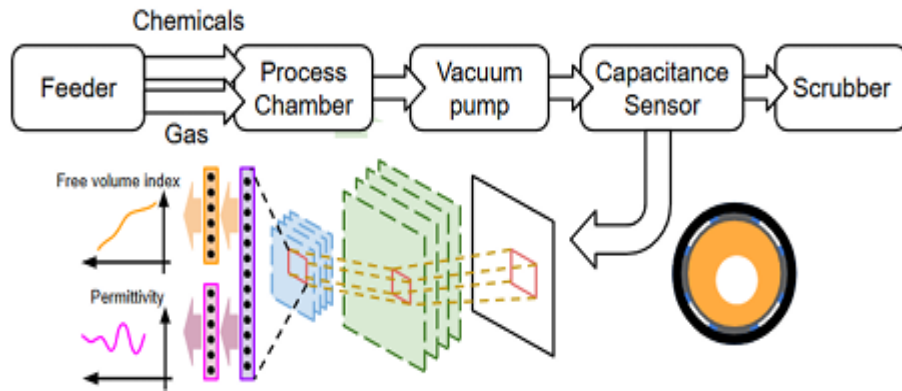
자동화된 PM 시스템의 핵심적인 역할은 실시간 상태 모니터링 및 고장 예측(Prognostics)에 있다. 장비 건전성 모니터링(EHM) 프레임워크는 통계적 공정 관리(SPC)와 같은 기술을 활용하여 수많은 장비 상태 변수 식별자(SVIDs)를 모니터링하고, 이를 통합적인 장비 건전성 지수(EHI)와 같은 단일 지수로 집계한다. 이처럼 실시간으로 장비의 비정상적인 상태 변화를 감지함으로써, 엔지니어는 EHI 계층 구조를 분해하여 근본 원인을 신속하게 찾아내고(OCAP, Out-of-Control Action Plan), 즉각적인 대응을 할 수 있게 된다(C. -Y. Lee et al., 2019). 더 나아가, 고장 예측(Prognostics) 기술은 공정 도구가 의도된 기능을 수행할 수 없는 시점을 예측하여, 생산 라인에 미치는 영향을 최소화하면서 예방적 유지보수를 적절한 시점에 계획할 수 있도록 한다. 예를 들어, Auto-associative Regression(AR)과 Gaussian Process(GP)를 통합한 데이터 기반 접근 방식을 통해, 복잡하고 불확실한 제조 공정에서 실패 요인을 추출하고, 제한된 데이터로도 확률 분포와 신뢰 수준을 제공하며 실패 경향을 예측하여, 적절한 챔버 클리닝 시간을 결정할 수 있다(L. Zhu, 2024).

자동화는 또한 생산 환경의 보조 시스템 및 장비 건전성 모니터링에도 필수적이다. 예를 들어, 300mm 팹에서 웨이퍼를 안전하고 빠르게 운송하는 데 주로 사용되는 오버헤드 운송 시스템(OHT)의 레일 네트워크 고장을 감지하기 위해 인공신경망(ANN) 기반 접근 방식이 적용되어, OHT 레일 시스템의 고장을 실시간으로 정확하게 감지 및 분류하는 데 적합하다는 것이 입증되었다(A. Zhakov et al., 2020).



[그림 2] OHT 레일 네트워크의 모니터링 시스템((A. Zhakov et al., 2020))

이러한 실시간 고장 감지 결과는 사전에 계획된 비용이 많이 드는 예방적 유지보수 대신 상태 기반 유지보수 절차를 가능하게 하며, 반도체 제조를 위한 안정적인 OHT를 보장한다. 또한, 반도체 제조 과정에서 발생하는 독성 및 부식성 부산물이 배관 내부에 축적되어 막힘이나 펌핑 효율 감소를 유발할 수 있는데, 전기 용량 단층 촬영(ECT) 및 CNN을 기반으로 한 지능형 모니터링 기술을 통해 잔류물 축적을 조기에 감지하고 유지보수 전략을 개선할 수 있으며, 이는 실시간 상태 기반 유지보수를 가능하게 한다(M. Jeon et al., 2025).



[그림 3] 반도체 공정 잔류 가스 모니터링 기법 (M. Jeon et al., 2025)

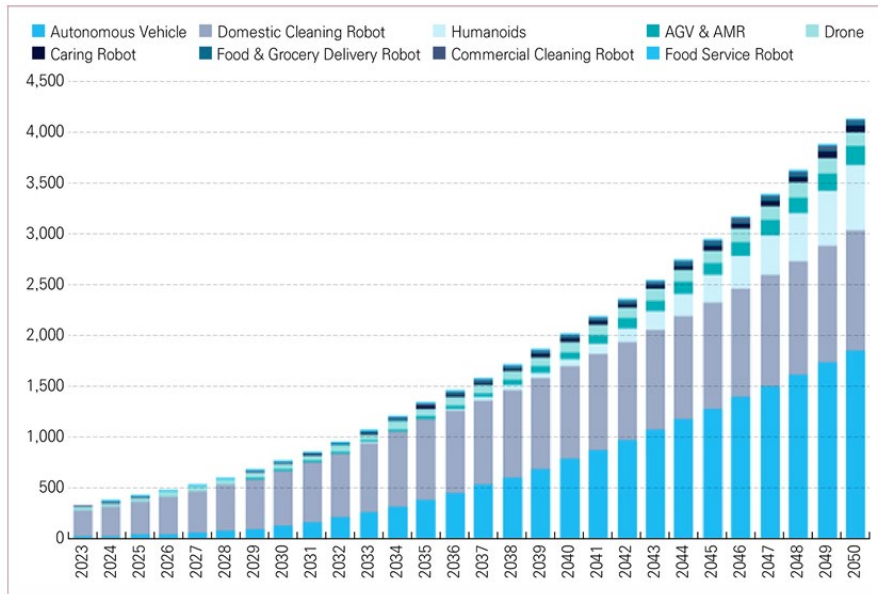
다음으로 자동화된 PM은 스케줄링 및 운영 결정의 통합 최적화를 가능하게 한다. 반도체 장비는 고도로 통합되어 있고 PM 작업 간의 상호 의존성이 높으며, 재공품(WIP, Work in Progress) 수준 및 수요와의 균형을 맞추는 것이 어렵기 때문에 PM 스케줄링은 매우 어려운 작업으로 간주되어 왔다. 자동화된 PM 스케줄링 시스템(예: PMOST)은 이러한 문제를 해결하기 위해 혼합 정수 계획법(MIP) 모델을 기반으로 PM 작업을 최적으로 스케줄링하며, 예측된 WIP 수준, 인력 제약 조건, PM 시간 창 및 관련 비용을 통합적으로 고려할 수 있도록 지원하기도 한다(J. A. Ramírez-Hernández et al., 2010).

최근에는 기존의 인적 오류와 비효율성을 근본적으로 제거하고, 정밀하고 시기적절한 유지보수를 실현하기 위해 로봇 및 센싱 기술을 활용한 자동화와 관련된 연구와 활용이 확대되고 있다. PM 자동화에서 로봇의 가장 명확한 역할은 자동화된 자재 처리 시스템(AMHS, Automated Material Handling System)과 같은 핵심 인프라의 건전성을 실시간으로 모니터링하는 데 있다. 앞서 언급한 오버헤드 운송 시스템(OHT)의 경우 수 킬로미터에 달하는 레일 네트워크로 구성되며, 이 레일 시스템의 구성 요소들은 OHT 차량의 움직임으로 인한 기계적 스트레스에 노출되어 있다. 레일 네트워크의 개별적인 고장은 상당한 손상을 유발하고 생산 손실을 초래하기 때문에, 사양 준수를 보장하는 것이 필수적이다. 그러나 기존에는 이러한 시스템 오류 확률을 최소화하기 위해 수동적이고 비용이 많이 드는 광범위한 예방적 유지보수에 의존해 왔다. 로봇 자동화는 이 문제를 해결하기 위해 OHT 차량에 의해 견인되는 트레일러 기반 측정 플랫폼을 도입한다. 이 플랫폼은 광학 센서 및 기타 기술을 활용하여 레일 네트워크를 따라 1mm 간격으로 스캔하여 3D 모델을 생성하고, 케이블 홀더의 뒤틀림과 같은 주요 결함을 자동으로 감지하고 분류하는 검사 로봇의 역할을 수행한다(A. Zhakov et al., 2020). 이러한 자동화된 고장 감지 결과는 유지보수 작업을 자동으로, 신뢰성 있게, 그리고 적시에 결정하는 기초가 되어, 결국 비용이 많이 드는 정기적인 PM을 상태 기반 유지보수로 대체하도록 돕는다.

이와 같은 진단 중심의 자동화를 넘어, 최근에는 로봇을 보다 적극적으로 활용하여 부품의 자동 이송과 교체를 수행하는 단계로 발전하고 있다. 교체가 필요한 부품이 예측되면, 클린룸 환경에서도 이동 가능한 자율주행형 로봇(AMR, Autonomous Mobile Robot)이 해당 부품을 자동으로 공급하는 방식이 도입되고 있다. 이러한 로봇은 설비의 상태데이터와 예지진단 결과를 연계해 필요한 예비품 목록을 자동 산출하고, RFID 또는 비전 시스템 등을 통해 부품의 종류와 위치를 인식한 뒤, 자율 스케줄링 알고리즘을 기반으로 최적의 이송 경로와 시간을 결정한다. 이 과정은 생산 라인의 가동률, 작업자의 접근 가능 시간, 교체 우선순위 등을 동시에 고려하여 운영 효율성을 극대화한다.

나아가 교체 부품의 이송에 그치지 않고, 실제 정비 작업을 수행하는 협동로봇(Cobot)의 활용이 확대되고 있다. 협동로봇은 사람과 동일한 공간에서 안전하게 작업할 수 있도록 설계되어 있으며, 향후에는 필터나 실링(O-ring), 모터, 벨트 등 주기적으로 마모되는 부품을 자동으로 탈착·교체·체결하는데 기여할 수 있다. 예를 들어, 반도체 장비의 PM 작업에 있어 협동로봇이 비전 기반 정렬과 Force-Torque 센서를 활용해 $\pm 0.1\text{mm}$ 수준의 정밀도로 교체 작업을 수행할 수 있으며, AI 기반 제어 알고리즘을 통해 교체 순서를 최적화하고, 작업 환경 변화에 따라 자율적으로 보정한다. 이러한 기술은 작업자의 위험 노출을 최소화하고, 정비 시간과 다운타임을 크게 단축시킨다.

더 나아가 이러한 다양한 로봇과 센싱 시스템을 통합적으로 제어하기 위한 지능형 PM 오케스트레이션 플랫폼이 구축되고 있다. 이 플랫폼은 클라우드와 엣지 컴퓨팅이 결합된 구조로, 각 장비의 상태 진단 결과를 기반으로 부품 교체 우선순위를 도출하고, 필요한 예비품을 자동 주문한 뒤, 교체 로봇의 동작을 스케줄링한다. 또한 디지털 트윈 환경에서 교체 시뮬레이션을 수행하여 작업의 안정성을 사전에 검증하고, 작업 완료 후에는 품질 검증 결과를 자동 리포트로 생성한다. 이러한 일련의 자동화는 궁극적으로 유지보수의 지능화를 실현하며, 설비 다운타임을 최소화하고, PM 주기를 효율적으로 관리할 수 있는 기반을 제공한다.



[그림 4] AI 로봇 확산 전망 (이승환, 2025 재인용)

반도체 산업에서의 PM 자동화는 단순한 진단 자동화에서 출발하여, 부품 이송 자동화와 협동로봇 기반 정비 자동화, 그리고 AI 기반의 전 주기 오케스트레이션으로 진화하고 있다. 초기에는 센서와 딥러닝 기반 결합 감지를 통해 설비 상태를 모니터링하는 단계였다면, 현재는 예비품 공급과 정비 작업까지 로봇이 수행하는 단계로 확장되고 있으며, 향후에는 설비, 로봇, AI가 통합된 무중단 유지보수(Zero-Downtime Maintenance) 체계를 구축하는 것이 목표가 될 것이다. 이러한 PM 자동화의 진화는 반도체 제조 경쟁력의 근간이 되는 설비 신뢰성 확보와 생산 효율성 제고에 결정적인 역할을 하며, 고비용·고위험의 수동 정비 체계를 데이터 기반의 지능형 유지보수 체계로 전환하는 핵심적 변화를 이끌고 있다.

3) PM 자동화 기술 동향 및 글로벌 산업 환경 변화

본 장에서는 반도체 제조 환경에서 PM 자동화가 어떤 기술적 진화를 거쳐 지능형 유지보수 체계로 발전해 왔는지를 체계적으로 살펴보고자 한다. 반도체 생산라인의 복잡성과 장비 가동률에 대한 요구가 높아짐에 따라, 유지보수는 더 이상 단순한 정기점검의 영역에 머무르지 않고, 장비 상태의 실시간 진단과 예측을 기반으로 한 자율적 의사결정 체계로 전환되고 있다. 이러한 변화의 중심에는 인공지능(AI), 센서 네트워크, 디지털 트윈, 고장 예측 알고리즘 등 다양한 기술적 축이 긴밀하게 결합된 지능형 PM 자동화(Intelligent PM Automation)의 흐름이 있다.

특히 최근의 기술 발전은 '정해진 주기에 따른 정비(Time-based PM)'에서 벗어나, 장비의 실제 동작 데이터와 공정 변수에 근거하여 최적의 시점에 필요한 정비를 수행하는 상태 기반 유지보수(CBM)로의 전환을 가속화하고 있다. 이는 단순한 유지보수 자동화가 아니라, 고장 예측·진단·제어·운영 최적화로 이어지는 지속적 피드백 루프(Feedback Loop)를 구축함으로써 설비 가용성과 생산성을 동시에 극대화하는 방향으로 진화하고 있음을 의미한다.

이에 따라 본 장에서는 2025년까지 IEEE에 게재된 주요 연구논문 25편을 대상으로, PM 자동화와 관련된 핵심 기술의 발전 과정을 분석한다. 분석의 목적은 개별 기술의 세부 결과를 나열하기보다는, 지난 25년간 축적된 연구가 △장비 상태 모니터링 및 고장 예측, △공정 제어 및 신뢰성 분석, △PM 스케줄링 및 운영 최적화로 이어지는 기술 체계로 어떻게 구조화되어 왔는지를 조망하는 데 있다. 이러한 분석을 통해 PM 자동화가 단순한 정비 효율 향상을 넘어 자율적이고 지능적인 제조 운영(Auto-Fab Maintenance Intelligence)으로 확장되고 있음을 밝히고자 한다.

3.1 지능형 장비 상태 모니터링 및 고장 예측 기반 PM 전환

PM 자동화의 첫 번째 핵심 동향은 장비의 건전성을 정확하게 진단하고 고장을 사전에 예측하여, 필요에 기반한 상태 기반 정비(Condition-Based Maintenance, CBM) 체제로 전환하는 것이다.

먼저, 인공지능(AI) 및 딥러닝 기반 장비 상태 진단 및 분류 기술의 발전이 주목된다. 반도체 제조 환경에서는 인공신경망(ANN) 및 컨볼루션 신경망(CNN)과 같은 인공지능 기법이 고장 감지 및 분류를 위해 광범위하게 적용된다(A. Zhakov et al., 2020). 예를 들어, 300mm 반도체 공장의 오버헤드 운반 시스템(OHT) 레일 네트워크에서 발생하는 상부 전원 공급 케이블 이탈, 하부 전원 공급 케이블 이탈, 꼬인 케이블 홀더 등의 고장 탐지를 위해 ANN 기반 접근 방식이 실시간 탐지 및 분류에 적합함이 입증되었으며, 이를 통해 고비용의 수동적 예방 정비를 상태 기반 정비로 대체할 수 있다.

특히 딥러닝 기술인 CNN은 웨이퍼 맵의 결함 패턴 인식이나 레일 표면 결함을 탐지하는 데 활용되어 제조 프로세스에서의 진단 정확도를 향상시킨다. 다만, ANN 기반 알고리즘을 훈련할 때, 실험실(source domain)에서 수집한 데이터와 실제 공장(target domain)의 운영 환경 간의 도메인 차이나 특정 고장 유형의 샘플 수가 적어 발생하는 데이터 불균형(imbalanced data set) 문제로 인해 오버피팅(overfitting) 및 오탐지(false positives)가 발생할 수 있다. 이러한 약점을 극복하기 위해 데이터 증강(data augmentation) 기법과 같은 합성적(synthetic) 방법이 사용되며, 이는 훈련 데이터 세트를 보강하여 알고리즘의 일반화 성능을 크게 개선한다. 실제로 데이터 증강을 적용했을 때, 초기 모델 대비 테스트 정확도가 최대 4.59% 개선되었고, 특히 꼬인 케이블 홀더 클래스에서는 8.8%의 정확도 향상이 관찰된 사례가 있다.

다음으로 장비 건전성 통합 지표 및 다변량 모니터링 기법을 활용하여 수천 대의 장비를 효율적으로 모니터링하고 이상 상태를 식별하기 위해 장비 건전성 지수(Equipment Health Index, EHI) 프레임워크가 개발되었다(C. -Y. Lee et al., 2019). EHI는 데이터 전처리, 통계적 공정 관리(SPC), 분석적 계층 프로세스(AHP)를 통해 구현되며, 수많은 상태 변수 식별자(SVID)와 장비 유휴 시간, 자재 사용 속도, 결함 수 등의 변수들을 계층적 구조로 통합하여 단일 지표로 장비의 건전성 상태를 평가한다. 이 지표들은 장비 이상 상태를 빠르게 탐지하고, 계층적 분해(hierarchical decomposition)를 통해 고장의 근본 원인을 신속하게 추적할 수 있도록 지원한다.

또한, 복잡한 시스템의 열화 역학을 모델링하기 위해 장비 운영체제별 은닉 마르코프 모델(HMM) 기반 방법이 제시되었다(M. E. Cholette et al., 2013). 이 방법은 장비가 여러 운영 체제(operating regimes)를 거치는 시범적 조건에서도 시스템의 열화 상태를 모니터링할 수 있도록 하며, 통계적 공정 관리(SPC) 차트에서의 이탈을 통해 장비 상태 변화를 감지한다. 다수의 변수를 동시에 모니터링하기 위해 Hotelling T-squared 지수(HTI)와 같은 다변량 분포도 활용된다.

실시간 센서 데이터와 공정 모니터링 데이터를 활용한 예측 모델 구축은 PM 자동화의 중요한 부분으로 관련 연구 또한 활발히 진행되고 있다. 특히, 가상 계측(Virtual Metrology, VM) 기술은 물리적 측정 단계 없이 실시간 공정 센서 데이터를 기반으로 웨이퍼의 품질 특성(예: 두께, 치수)을 예측하여 생산 주기 시간을 단축하고 공정 이상을 조기에 감지하게 한다(S. Hwang et al., 2014). VM 모델로 자주 사용되는 신경망(NN) 접근법은 이상치(outliers)에 취약하고 예측 구간을 제공하지 못하는 단점이 있는데, 강건한 관련 벡터 머신(Robust Relevance Vector Machine, RRVM)이 이러한 문제를 해결하는 대안으로 제시되었다. RRVM은 베이지안 프레임워크와 변분 추론(Variational Inference)을 활용하여 훈련 데이터에 포함된 이상치의 영향을 줄이고 예측 정확도를 높이며, 예측 결과에 대한 통계적 신뢰도(예측 분포)를 제공할 수 있다.

고장 예측(Prognostics) 기술은 장비가 고장 날 시점을 예측하여 사전에 PM 일정을 계획하게 한다. 반도체 제조 공정의 복잡성으로 메커니즘 분석을 통한 모델링이 어려울 때, 데이터 기반 접근 방식이 적절하며, 자동 연관 회귀(Auto-associative Regression, AR)와 가우시안 프로세스(Gaussian Process, GP)를 통합한 AR-GP 방법이 제시되었다(L. Zhu, 2024). AR 모델은 정상 상태 데이터를 학습하여 쿼리 데이터와 예측된 정상값 간의 잔차(residual)를 계산하고, 이 잔차의 크기를 통해 고장 요소(failure factors)를 추출하며 열화 정도(degradation degree)를 판단한다. 이후 GP 모델을 사용하여 이 열화 정도의 변화 경향을 예측하는데, GP는 제한된 데이터로도 확률적 추론을 가능하게 하고 예측의 신뢰도를 함께 제공하여 적절한 클리닝 시점을 결정하는 데 도움을 준다.

이외에도, 전기 용량 단층 촬영(ECT) 기술과 CNN을 결합하여 반도체 배기 파이프라인 내부의 잔류물 침착을 비파괴적으로 모니터링하는 기술이 개발되었는데(M. Jeon et al., 2025), 이는 파이프 막힘을 조기 감지하고 상태 기반 정비를 지원하여 공정 신뢰성과 안전성을 높인다. 또한, 분광 타원편광계(spectral ellipsometer, SE)와 같은 인시튜 센서(in situ sensors)는 플라즈마 식각로 등의 장비를 모니터링, 진단, 제어하는 데 중요하며, 실시간 데이터 획득 및 분석을 통해 공정 드리프트를 보정하는 데 사용될 수 있다(S. Maung et al., 1994).

3.2 지능형 공정 제어 및 신뢰성 분석을 통한 PM 관리

PM 활동의 필요성을 장비의 상태와 환경 요인에 기반하여 결정하고, 공정 결과의 품질을 실시간으로 관리하는 제어 기술이 PM 자동화의 두 번째 축으로 분석된다.

먼저, 반도체 제조 공정에서는 장비 노후화로 인한 선형 드리프트(linear drift)와 예방 정비나 원자재 배치 변경으로 인한 계단식 변화(step changes)와 같은 외란이 흔하게 발생한다. 이러한 외란에 대응하여 공정 출력값을 목표값에 가깝게 조정하는 실행간(R2R) 제어 기술이 중요하게 다루어진다(B. -Y. Jou et al., 2012). 기존의 이중 EWMA(dEWMA) 제어기가 드리프트 공정 관리에 사용되었지만, 최근에는 선형 드리프트와 랜덤 계단식 변화가 동시에 존재하는 공정 모델을 효과적으로 특성화하는 수정된 변수 EWMA(VEWMA) 제어기의 적용이 연구되기도 하였다. 특히, 이 최적화된 VEWMA 방법은 계단식 변화의 발생 확률(π) 및 크기(r)와 같은 프로세스 매개변수가 정확하게 추정되지 않더라도 공정 TMSE를 효율적으로 줄이는 데 매우 강건함이 입증되었다.

계층적 신뢰성 분석 및 변동성 관리를 위한 연구도 진행되고 있다. 복잡한 시스템, 특히 동일한 부품 유형이 여러 위치에 중복되어 사용되는 시스템의 신뢰성을 평가할 때, 부품 신뢰성 추정치 간의 공분산으로 인해 시스템 수준의 신뢰성 추정치 분산이 확대되는 문제가 발생한다. 이러한 공분산 계산의 어려움을 해결하기 위해 계층적 분산 분해 절차가 제안되었다(T. Jin, 2008). 이 모델은 시스템 신뢰성 추정치를 중간 레이어를 통해 부품 수준으로 분해하며, 부품 신뢰성 추정치가 인접한 상위 레이어에서 분산을 계산할 때 독립적으로 취급되도록 한다. 이 방법은 공정 변동 분석에도 활용될 수 있으며, 시스템 신뢰성 분산을 최소화하여 강건하고 신뢰할 수 있는 시스템 설계에 기여한다.

PM 관리는 단순히 시간 기반이 아닌 장비의 실제 열화 상태를 반영해야 한다. 장비 열화는 다양한 환경적, 운영적 요인에 의해 영향을 받는다. 예를 들어, 전력 시스템에서 단락(short circuit) 및 과부하(overload)와 같은 과전류는 장비의 기계적 스트레스, 과열, 절연 열화 등을 유발하여 부품 고장률을 증가시킨다. 이러한 과전류의 영향을 받는 부품의 고장률 모델(λ)을 사용하여 민감도 분석을 수행할 수 있으며, 과전류 수준이 임계값을 초과할 때 유지보수 계획에 반영되어야 함이 입증되었다(S. Behzadifari et al., 2015).

반도체 제조 시 발생하는 유해 가스 오염 물질은 공정 툴 손상, 제품 부식, 웨이퍼 결함 및 작업자 부상을 유발할 수 있다. 따라서 청정실(cleanroom) 환경에서 PM 활동 중 발생하는 오염 물질의 공간적, 시간적 분포를 제어하기 위한 예방 정비 대책이 중요하며, 염화 이온 오염 물질은 Al-Cu 패턴 웨이퍼에서 금속 부식을 일으키는 주요 원인이 될 수 있다. 또한, 전력 변환 장치의 IGBT 모듈과 같은 핵심 부품은 높은 습도에서 열화가 가속화될 수 있으며, 이에 대한 정비 필요성을 예측하는 연구도 진행되었다.

3.3 PM 스케줄링 및 운영 최적화 기술

장비 상태 진단 및 예측 결과를 바탕으로, PM 활동의 실행 시점과 방식을 최적으로 결정하고 실행 효율성을 극대화하는 수학적 모델 및 운영 전략이 PM 자동화의 최종 목표로 볼 수 있다. 이와 관련하여 PM 스케줄링 및 운영 최적화 관련 연구도 진행되고 있다.

PM 스케줄링 문제는 매우 복잡하여, 계층적 모델링 프레임워크가 해결책으로 제시되었다(J. A. Ramírez-Hernández et al., 2010). 상위 계층에서는 마르코프 의사결정 프로세스(MDP)를 사용하여 장비의 확률적 고장 과정과 시스템의 주요 패턴을 포착하고 PM 주기나 시간 창을 결정한다. 하위 계층에서는 혼합 정수 계획법(MIP) 모델을 사용하여 계획 기간 동안의 모든 PM 작업을 최적으로 스케줄링한다. MIP 모델은 총 장비 가용성 및 처리량을 극대화하고 WIP 수준 및 PM 비용을 최소화하는 것을 목표로 하며, PM 작업 간의 상호 의존성, 예측되는 WIP 수준, 인력 제약 조건, PM 시간 창 등을 고려한다. MIP 모델은 여러 PM 작업을 동시에 수행하는 통합(consolidation) 작업의 이점을 정량적으로 고려할 수 있다.

대규모 시스템에서 장비 건전성을 고려하여 동적 디스패칭과 PM 결정을 동시에 최적화하는 D-DDPM(Decomposed Dynamic Dispatching and Preventive Maintenance) 프레임워크가 개발되기도 하였다(B. Zhang et al., 2023). 이 프레임워크는 계산 복잡성을 해결하기 위해 용량 분해 모델(Capacity Decomposition Model, CDM)을 사용하여 글로벌 문제를 다수의 단일 기계 DDPM 문제로 분해한다. 이 방법을 통해 계산 복잡도가 기계 수에 선형적으로만 증가하여 대규모의 연관성 없는 병렬 기계(unrelated parallel machines) 시스템에서도 적용 가능하다.

PM 활동이 복잡해지고 기간이 길어짐에 따라, PM을 더 짧고 자주 수행되는 작은 부분(splits)으로 분할하는 전략이 주기 시간(CT) 최적화에 효과적인 방법으로 연구되었다(A. A. Kalir et al., 2017). 이는 PM의 변동성 영향을 줄임으로써 CT를 개선한다. PM 분할 전략의 핵심은 분할에 수반되는 추가적인 설정 시간(setup, SU) 비용과 장비 가용성 감소를 CT 개선 이익과 상충시키는 데 있다. 또한, 현실적인 운영 조건을 반영하여 PM 작업을 불균등한 부분으로 분할하는 경우에 대한 시뮬레이션 연구도 진행되었다. 연구 결과, 설정 시간이 클수록 PM 분할의 부정적인 영향이 강해지며, 특히 톨셋 로딩이 매우 높은(95%) 제약 조건 하에서는 설정 시간이 작더라도 PM 분할이 이득을 낳지 못할 수 있다. 반면, PM 실패 확률 및 후속 수리 활동이 고려된 확장 모델에서는 수리 예상 시간이 분할로 인해 감소하므로 PM 분할의 이점이 더욱 강화되는 것으로 나타났다.

PM 활동 자체의 품질과 효율성을 향상시키기 위한 분석 기술도 발전하고 있다. PM을 단일 활동이 아닌 준비(Pre-PM), 침습적 유지보수, 도구 검증(tool qualification)과 같은 구성 요소로 세분화하여 비효율성을 파악하고 개선하는 프레임워크가 제시되었다(I. Regev et al., 2016). PM의 예상 기간을 설명하는 모델은 PM 시작 시간, 모니터 결과와 같은 자동으로 추적되는 데이터를 활용하여 PM 부분별 평균 기간을 비교함으로써 수동 데이터 입력의 변동성을 최소화한다. PM 기간의 비효율성은 주로 기계 간섭이나 불완전한 PM 실행으로 인한 모니터링 실패 및 후속 수리 활동에서 발생하며, 이러한 요소를 정량화하여 PM 기간을 이론적 최소 시간으로 줄이는 것을 목표로 한다.

또한, 광학 동작 캡처 센서(optical motion sensor)를 사용하여 정비 작업자(worker)의 움직임을 기록하고 분석하는 기술은 PM 자동화의 또 다른 중요한 측면이다. 이 기술은 작업자의 동작(예: 습식 청소 시 닦는 동작)을 시계열 3D 좌표 데이터로 변환하여, 고품질 정비 작업의 핵심 지표를 추출할 수 있다(M. Kagaya et al., 2017). 이를 통해 작업 방식에 대한 정보를 수치화된 데이터로 제공하여, 특정 작업자가 수행할 때 생산성이 크게 증가하는 미기록된 '노하우'를 과학적으로 정의하고, 효율적인 교육 훈련 및 생산성 향상에 기여할 수 있다. 이 접근 방식은 기존에 작업 기록(로그)만으로는 특정 결함의 정확한 원인(예: 플라즈마 시각 결함)을 파악하기 어려웠던 문제를 해결한다.

4) PM 자동화의 궁극적 실현을 위한 PdM 기술

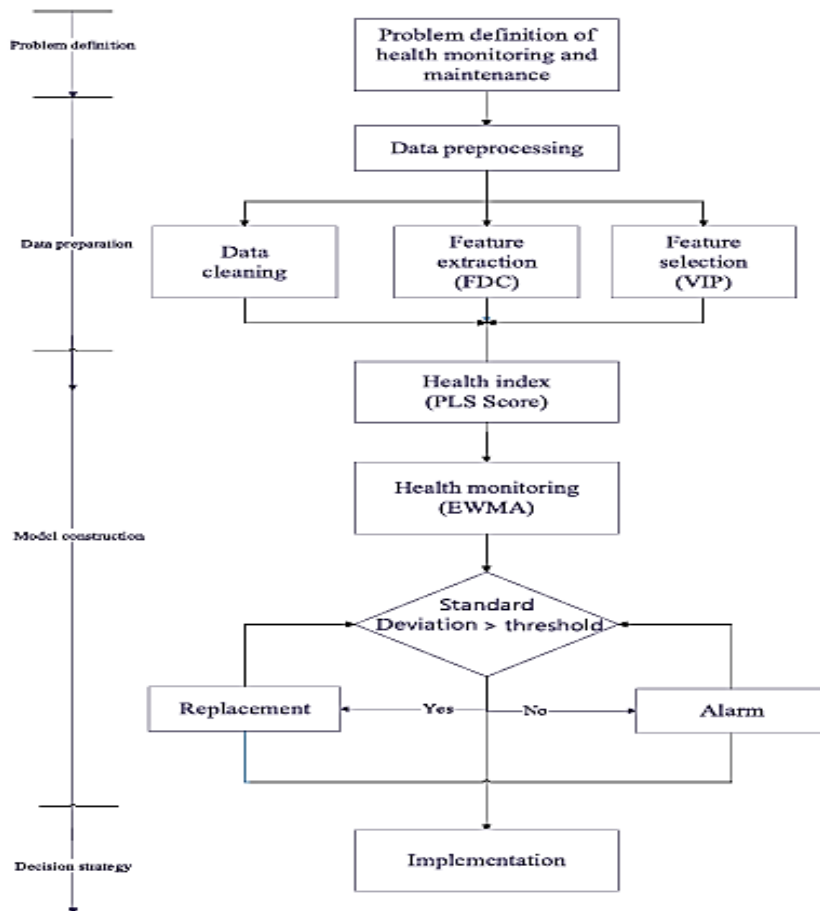
PM 자동화는 단순히 장비의 유지보수 절차를 기계적으로 대체하는 수준을 넘어, 장비의 상태를 실시간으로 분석하고 고장을 사전에 예측하여 최적의 시점에 유지보수를 수행하도록 하는 지능형 예지보전(Predictive Maintenance, PdM) 기술과 필연적으로 맞물릴 수밖에 없는 진화적 단계에 있다. PM이 일정한 주기나 사용 횟수 등 사전에 정해진 기준에 따라 설비를 점검·교체하는 관리 체계라면, PdM은 장비가 생성하는 대규모 상태 데이터와 공정 로그를 실시간으로 수집·해석하여, 고장 가능성과 열화 추이를 예측하고, 실제로 개입이 필요한 시점을 데이터 기반으로 판단하여 PM의 자동화를 위한 중요한 기술적 수단이 될 수 있다.

결국 PM 및 PdM은 어느 한쪽만으로는 완전한 자율 유지보수 체계를 구현할 수 없다. 즉, PdM이 제공하는 고장 예측 결과가 PM 자동화 시스템의 동작 트리거(trigger)가 되고, PM 자동화가 수행한 결과는 다시 PdM의 학습 데이터로 환류되면서 지속적 최적화(Continuous Optimization)가 이루어진다. 반도체 제조 환경에서는 이러한 PM-PdM 통합이 곧 생산라인의 안정성과 가용성, 그리고 장비 수명과 비용 효율성을 동시에 높이는 핵심 경쟁력으로 작용하게 된다.

따라서 PM 자동화의 기술적 완성도를 높이기 위해서는 PdM의 발전 방향과 기술적 한계를 병행하여 이해할 필요가 있다. 최근 PdM은 AI 기반 이상 탐지, 딥러닝 예측 모델, 디지털 트윈 기반 유지보수 시뮬레이션, 클라우드-엣지 통합 분석 등으로 빠르게 고도화되고 있으며, 특히 반도체 제조 환경에서는 고신뢰·저지연의 데이터 수집 및 해석 능력이 핵심 경쟁력으로 부상하고 있다. PM 자동화는 장비의 상태를 모니터링하고(PdM의 인지 결과에 따라) 로봇이 실제 정비 조치를 수행하여 장비를 가동시키는 전 과정을 포괄하는 개념이다. 이 과정에서, PdM 또는 CBM은 장비 건전성을 기반으로 유지보수 개입에 대한 의사결정을 내리는 변환 과정 및 장비 고장 시점을 예측하여 유지보수 일정을 결정하는 예지 기능을 제공함으로써, 언제, 어떻게 조치를 취할지 판단하는 '인지 계층(Intelligence Layer)' 역할을 한다.

이러한 관점에서, 본 장에서는 2025년까지 IEEE에 게재된 PdM 관련 주요 논문 50편을 분석하여, 지난 25년간 PdM 기술이 어떤 방향으로 진화해 왔는지를 살펴보고자 한다. 분석 대상에는 센싱·신호처리 기반 진단, 머신러닝 예측 알고리즘, 디지털 트윈 연계 플랫폼, 엣지-AI 구조 등 다양한 접근법이 포함되어 있으며, 이를 통해 PdM 기술의 핵심 흐름, 세부 응용 영역, 그리고 향후 PM 자동화와의 융합 가능성을 체계적으로 조망한다. 본 분석은 단순한 기술 분류를 넘어, 반도체 산업에서 PM 자동화를 지능형 자율 유지보수 체계로 발전시키기 위한 연구개발 방향을 도출하는 데 목적이 있다.

4.1 데이터 전처리 및 건전성 지표 추출을 위한 지원 기술



[그림 5] PLS 기반 장비 상태 모니터링 기법(C. -F. Chien et al., 2020)

PdM의 효과를 높이기 위한 첫 번째 단계는 센서 및 공정 데이터를 분석에 적합한 형태로 가공하고 장비의 상태를 대표할 수 있는 유의미한 지표를 추출하는 것이다. 반도체 제조 공정에서 수집되는 방대한 양의 상태 변수 식별자(SVID) 데이터는 종종 다중 공선성(multicollinearity) 문제를 가지므로, 주성분 분석(PCA)과 부분 최소 제곱(PLS)과 같은 차원 축소 및 특징 선택 기법이 적용되어 노이즈를 제거하고 핵심적인 정보를 추출한다(Y. J. Cruz et al., 2025)

예를 들어, 실리콘 카바이드 MOSFET(SiC MOSFET)의 고장 예지를 위한 데이터 기반 접근 방식에서는 PCA를 활용하여 센서 데이터의 차원을 줄이고 노이즈를 걸러내며, 실시간 온라인 구현을 위한 강력한 이상 탐지 지표를 설정한다. PLS는 SVID 데이터와 FDC(Fault Detection and Classification) 매개변수로부터 특징 점수(feature scores)를 추출하여 장비 건전성 모델을 구축하는 데 활용되며, 이는 희귀한 고장 이벤트가 발생하는 환경에서 특히 유효하다(C. -F. Chien et al., 2020).

PdM 시스템의 핵심 구성 요소인 건전성 지수(Health Index, HI)는 장비의 실시간 상태를 종합적으로 평가하기 위해 개발되었다. 계층적 장비 건전성 지수(EHI) 프레임워크는 데이터 전처리, 통계적 공정 관리(SPC), 그리고 분석적 계층 프로세스(AHP)와 같은 기법들을 통합하여 수많은 SVID들을 단일의 포괄적인 지표로 집계하고, 이상 징후 발생 시 계층적 분해(hierarchy decomposition)를 통해 근본 원인을 추적할 수 있도록 지원한다(S. -X. Kao et al., 2023).

또한, 동적 시간 워핑(Dynamic Time Warping, DTW)은 와이어 분당 장비의 위치 오류(positioning error) 진단을 위한 프레임워크에서 스트리밍 시계열 데이터로부터 유의미한 정보를 잘라내고(cropping) 정상 및 불량 데이터 세트를 수집하는 데 사용된다(P. Li et al., 2019). 예를 들어, 드라이 에칭 챔버의 오염 축적을 모니터링하기 위해 제안된 체계적인 방법론은 조각별 선형 근사(Piecewise Linear Approximation, PLA)를 수정하여 공정 트레이스 데이터로부터 오염 축적 관련 특징을 추출하며, 이는 RUL 예측을 위한 기반을 제공하기도 한다.

데이터의 희소성 및 불균형 문제를 해결하기 위한 기술인 합성 데이터 생성(Synthetic Data Generation)은 심층 학습 모델 훈련에 필수적인 역할을 한다. 예를 들어, 반도체 레이저의 PdM 프레임워크에서는 GAN(Generative Adversarial Neural Network) 모델이 실제 실험 데이터와 유사한 신뢰성 데이터를 생성하는 데 사용되었으며, 이 합성 데이터는 심층 학습 모델의 성능을 향상시키는 데 기여했다(K. Abdelli et al., 2022). SiC MOSFET RUL 예측에서도 합성 데이터를 포함하여 증강된 데이터 세트로 훈련된 모델이 가장 우수한 결과를 보였다.

가상 계측(Virtual Metrology, VM)은 실제 계측 없이 공정 데이터로부터 장비 상태를 예측하는 기술로, PdM을 지원하는 핵심 기술로 간주된다. VM 기반 기준선 예지보전(VM-based Baseline Predictive Maintenance, BPM) 방안은 VM 기술로 장비의 건전한 기준선 모델(TD baseline model)을 생성하여 고장 탐지 및 예지의 참조값으로 사용하며, 대규모 과거 고장 데이터 없이도 고장 진단 및 예지 기능을 수행할 수 있도록 한다. 이 방식에서는 KIS(Keep Important Sample) 및 DMW(Dynamic Moving Window) 기법을 오프라인 및 온라인 운영에서 사용하여 건전하고 일관된(Concise and Healthy, C&H) 샘플을 선택 및 관리하며, 이는 기준선 모델의 정확도를 유지하는 데 중요하다(Y. -S. Hsieh et al., 2013).

4.2 심층 학습 및 첨단 기계 학습을 이용한 RUL 예측

예지보전의 궁극적인 목표인 잔여 유효 수명(RUL) 예측은 비선형적이고 복잡한 장비 열화 패턴을 모델링하는 심층 학습(DL) 기법에 의해 주도된다. 특히 시계열 데이터의 장기적인 의존성(long-term dependencies)을 포착하는 순환 신경망(RNN)의 변형들이 널리 채택되었다.

장단기 메모리(LSTM) 네트워크는 RNN의 문제점인 기울기 소실(gradient vanishing) 문제를 해결하기 위해 개발되었으며, SiC MOSFET의 RUL 예측이나 리튬 이온 배터리 수명 예측 등 다양한 분야에 적용된다. 게이트 순환 유닛(GRU)은 LSTM보다 단순화된 구조로, 레이저 장비의 성능 열화 예측과 RUL 예측에 사용된다. 반도체 레이저의 PdM 프레임워크에서는 어텐션 기반 GRU(Attention-based GRU) 모델이 실시간 성능 열화 예측에 사용되었는데, 이는 모델이 관련성이 높은 특징에 더 집중하도록 하여 예측 정확도와 모델 강건성을 향상시킨다. 양방향 장단기 메모리(Bi-directional Long Short-Term Memory, BiLSTM)는 전력 장치(power device)의 열화 프로파일 예측에 사용되어, 더 많은 건전성 정보가 확보될수록 수명 예측 정확도가 향상됨을 보여주었다(A. Vaccaro et al., 2023).

시간 컨볼루션 네트워크(Temporal Convolutional Network, TCN)는 시퀀스 모델링에서 LSTM이나 GRU 같은 순환 아키텍처보다 단순하면서도 효과적이며, 직접적인 특징 학습을 통해 가볍고 효과적인 예측 모델을 구축할 잠재력을 가진다. TCLSTM(Temporal Convolution-based LSTM) 네트워크는 TCN을 사용하여 시계열 데이터로부터 특징을 추출하고, 추출된 특징들 간의 시간적 의존성을 학습하기 위해 LSTM 및 어텐션 레이어를 결합한 구조이다. 이 모델은 이온 밀 에칭(Ion Mill Etching) 공정의 RUL 예측에서 낮은 예측 오차를 달성하며, 다른 심층 학습 모델들보다 우수한 성능을 보였다(C. -Y. Hsu et al., 2022).

전기적 속성들 간의 내재적 상호작용(attribute interactions)과 시간적 변화(temporal dependence)를 동시에 포착하기 위해 시공간 그래프 컨볼루션 네트워크(Spatio-Temporal Graph Convolutional Network, STGCN) 구조도 제안되었다(Y. Jiang et al., 2022). Electrical-STGCN은 산업용 장비의 PdM을 위해 이 두 가지 특징을 모두 고려하여 건전성 추정을 수행한다. 특히 이 모델은 그래프 기반 PdM 적용에서 발생하는 오버 스무딩(oversmoothing) 문제를 해결하기 위한 새로운 커널 함수를 도입했으며, 이는 대칭-정규화된 라플라시안 행렬(symmetric-normalized Laplacian matrix)의 고유 벡터를 사용하여 속성 상호작용을 모델링한다.

심층 학습 외에도 랜덤 포레스트(Random Forest, RF)와 베이즈 릿지 회귀(Bayesian Ridge Regression, BRR)와 같은 고전적인 기계 학습 기법들이 전력 전자 장치의 건전성 평가에 효과적으로 사용되기도 한다. SiC MOSFET의 상태 예측을 위한 2단계 머신러닝 파이프라인에서는 RF 분류기가 장치 상태를 '건전(Healthy)' 또는 '고장 전(Pre-failure)'으로 분류하며, 장치가 고장 전 상태로 분류된 이후에만 BRR 회귀 모델이 열화 궤적을 예측하여 RUL을 추정한다(C. L. Kahraman et al., 2024). 이 방식은 계산 효율성을 높이고 예측 불확실성을 정량화하는 데 유리하다. RF는 또한 복잡한 챔버 공정 도구의 가용성 변동성을 줄이고 평균 고장 간격 시간(MTBF)을 늘리는 데 사용되어 불필요한 예방 유지보수를 방지한다.

또한, 칩 프로빙 공정에서 프로브 카드의 RUL 예측 정확도를 높이기 위해, 단일 변수 대신 여러 특징을 추출하여 예측하는 다변량 시계열 예측(TSPMVA) 방식이 제안되기도 하였다.

4.3 확률론적 모델 및 베이지 기반 추정 기법

예측 결과의 불확실성을 정량화하고 비선형 시스템의 상태를 추적하는 데는 확률론적 모델들이 중요한 역할을 한다. 입자 필터(Particle Filter, PF)와 그 변형(예: Auxiliary PF)은 열화 데이터의 비선형적이거나 비가우시안적인 특성을 효율적으로 처리하며, 새로운 측정 데이터를 지속적으로 통합하여 온라인 RUL 업데이트를 가능하게 한다. 에피택시 공정의 예측 유지보수 시스템에서는 칼만 예측기(Kalman Predictor)와 가우시안 커널 밀도 추정기(Gaussian Kernel Density Estimator)를 사용한 입자 필터가 공정 동작을 예측하고 센서 제어 조치를 미리 계획하는 데 사용된다(G. A. Susto et al., 2012).

전자 부품의 건전성 평가 및 잔여 수명 예측을 위해 Cox의 비례 위험(Proportional Hazards, PH) 모델을 연속 시간 마르코프 체인(Continuous-Time Markov Chain, CTMC)과 통합하는 방법론도 제시되었다(C. L. Kahraman et al., 2024). 이 방법은 부품의 동작 연령과 모니터링되는 열화 상태를 동시에 고려하여 조건부 신뢰도 특성과 평균 잔여 수명(MRL)을 명시적이고 효율적인 공식으로 계산할 수 있게 하며, 실시간 계산에 유리하여 PdM 의사 결정 및 시스템 제어 전략 최적화에 활용될 수 있다.

PdM의 최종 단계는 예측 결과를 바탕으로 최적의 유지보수 시점을 결정하여 비용을 최소화하는 것이다. 반도체 플라즈마 식각 장비의 유지보수 계획 업데이트 방법은 예측된 고장 시점의 확률적 변동성을 고려하여 기대 유지보수 비용을 계산한다. 이 방법은 비계획적인 고장으로 인한 비용(예: 웨이퍼 스크랩 비용)과 조기 교체로 인한 비용을 모두 고려하며, 가장 최근 계획된 유지보수 시점에서의 기대 비용이 가장 낮을 경우 추가 PdM 작업을 통합하도록 결정한다. 이 방식은 유지보수 비용을 절감하는 데 효과적임을 입증했다(S. Umeda et al., 2021).

데이터가 부족한 환경, 특히 희귀한 고장 이벤트가 발생하는 경우에 적용되는 퍼지 소수점 학습(Fuzzy Few-Shot Learning, FFSL) 기반 PdM 프레임워크는 포토마스크 헤이즈 결함을 사례 연구로 제시되었다(H. -H. Huang et al., 2024). 이 방법은 데이터 불균형 문제를 완화하기 위해 비정상 데이터만을 사용하여 모델을 훈련하며, 속성 분류와 퍼지 유사성(Fuzzy Similarity, FS)을 사용하여 컴포넌트 이질성 및 간접 데이터의 불확실성을 처리한다. FS가 특정 임계값(threshold)을 초과하면 검사가 시작되며, 오탐지일 경우 자체 점검 지수(Self-inspection Index, SI)를 사용하는 자가 모니터링 단계로 전환된다.

4.4 전이 학습 및 도메인 적응 기법

PdM 모델의 일반화 능력과 데이터 희소성 문제를 해결하기 위해 전이 학습(Transfer Learning) 기법이 사용된다. 이온 밀 측정(IME) 공정의 고장 예지를 위한 2단계 전이 학습(Two-Stage Transfer Learning) 접근 방식은 TCN(Temporal Convolutional Network)과 도메인 적대적 신경망(Domain-Adversarial Neural Network, DANN)을 결합한 TCN-DANN 모델을 제안한다(C. Liu, L. Zhang et al., 2021). 1단계에서는 도메인 적대적 학습을 통해 서로 다른 장비(tools) 간의 데이터 분포 불일치(discrepancy)를 해소하고 장비 불변 특징(tool-invariant features)을 추출한다. 2단계에서는 1단계에서 잘 훈련된 모델을 사전 훈련 모델(pretrained model)로 사용하여 데이터가 부족한 다른 고장 모드에 미세 조정(fine-tuning)을 적용함으로써 데이터 요구량과 훈련 시간을 크게 줄인다.

4.5 지능형 자동화 및 기타 요소 기술

반도체 제조 환경의 지능형 자동화(Intelligent Factory Automation, iFA) 시스템에는 예측 유지보수 시스템(IPM)이 통합되어 제로 불량 제조(Zero-Defect Manufacturing) 목표 달성을 지원한다. 이는 장비 엔지니어링 데이터(EE data)를 수집하고 이를 기반으로 잠재적 고장을 온라인으로 예측하는 e-진단(e-Diagnostics) 프레임워크를 통해 실현된다. 최근에는 대규모 언어 모델(Large Language Model, LLM)의 잠재력이 인식되어 제조 복잡성을 관리하고 분석하는 데 활용될 수 있으며, 이는 PdM 및 유지보수 최적화 개선의 미래 방향으로 간주된다(Y. J. Cruz et al., 2025).

III. 설문 조사 결과 및 산업 인사이트

본 장에서는 2025년 7~8월 동안 수행된 '반도체 PM(Preventive Maintenance) 자동화' 관련 업계 설문조사의 주요 결과를 체계적으로 정리하고, 이를 통해 현재 산업계가 인식하고 있는 PM 자동화의 수준과 과제, 그리고 향후 표준화·R&D 방향을 도출하고자 한다. 이번 조사는 SEMI Korea 산하 Autonomous Fab Working Group(Afab WG)이 반도체산업협회(KISA)와 함께 추진한 공식 활동으로, 단일 기업의 내부 의견이 아니라 반도체 제조사, 장비·부품 공급업체, 로봇 및 소프트웨어 기업 등 실제 공급망에 속한 다양한 주체들의 응답을 기반으로 하고 있다는 점에서 의미가 크다. 다시 말해, PM 자동화가 '해야 할 일'인지 여부를 묻는 수준을 넘어, 업계가 실제로 어디까지 준비되어 있고 무엇 때문에 다음 단계로 가지 못하는지를 확인하는 데 초점을 맞춘 조사라고 볼 수 있다. 이를 통해 PM 자동화를 둘러싼 산업계의 인식 구조를 현황 및 한계의 구조적 이슈로 정리하고, 후속 장에서 제시될 정책적·기술적 추진 방안의 근거를 마련하고자 한다.

1) 조사 설계 및 응답자 특성

[표 1] 설문 응답자 특성

(단위 : 명, %)

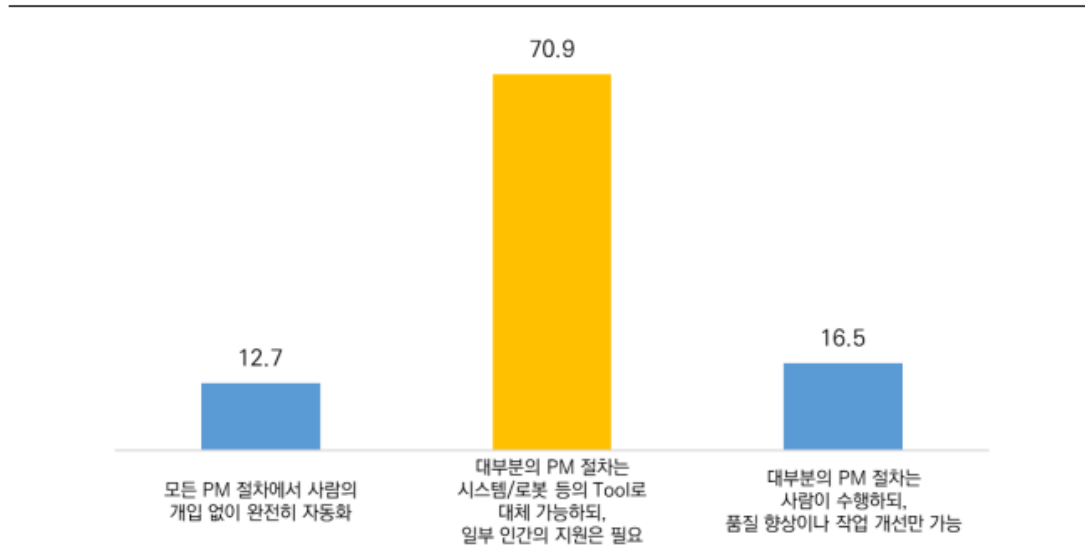
구분		사례수	비율
전체		79	100.0
회사 분야별	Device Manufacturing	15	19.0
	Wafer Manufacturing	4	5.1
	Equipment and Sub-systems supplier	38	48.1
	Robot Manufacturer	10	12.7
	Fab Infrastructure and Services	3	3.8
	Materials supplier	2	2.5
	Software supplier	7	8.9

본 설문조사는 2025년 7월 6일부터 8월 31일까지 총 56일간 온라인 방식으로 진행되었으며, 국내외 반도체 산업 공급망 내 관련 기업 담당자 총 79명이 참여하였다. 주요 설문 항목은 PM 자동화의 정의와 도입 목표, 로봇 적용 범위 및 과제, PM 부품 이송 자동화, PM 부품 모듈화 가능성, 그리고 통신 프로토콜 및 인터페이스에 관한 내용으로 구성되었다.

응답자의 회사 분야별 특성을 분석한 결과, Equipment and Sub-systems supplier가 48.1%(38명)로 가장 높은 비중을 차지했으며, Device Manufacturing이 19.0%(15명), Robot Manufacturer가 12.7%(10명), Software supplier가 8.9%(7명) 순으로 나타났다.

PM 자동화에 대한 업계의 일반적인 정의는 '대부분의 PM 절차는 시스템/로봇 등의 도구로 대체 가능하되, 일부 인간의 지원은 필요하다'는 답변이 70.9%로 압도적인 응답을 기록했다. 이는 PM 자동화가 사람의 개입 없이 완전히 자동화되는 수준(12.7%)보다는 자동화 도구와 사람의 협력이 필요한 수준으로 인식되고 있음을 보여준다. 이러한 정의 수준의 PM 자동화에 도달하는 기간은 응답자의 절반에 가까운 49.4%가 10년을 예상했으며, 평균 도달 기간은 8.23년으로 산출되었다.

(단위 : %)



[그림 6] PM 자동화의 정의

PM 자동화를 통해 달성하고자 하는 가장 주요한 목표는 '가동 중단 시간 감소'가 가장 높게 나타났으며, 생산성 향상이 자동화의 핵심 동인임을 명확히 했다. 다음으로는 '유지보수 비용 절감', '작업자 안전성 향상', '데이터 정확성 및 추적성 향상' 순으로 나타났다.

한편, PM 자동화 성공을 측정하기 위한 주요 성과 지표(KPI)로는 '장비 가동 시간'이 45.6%로 가장 높은 응답을 기록하여, 목표인 '가동 중단 시간 감소'와 일치하는 지표를 선택하고 있음이 확인되었다.

[표 2] PM 자동화 정의의 회사 분야별 사례수

(단위 : 명, %)

구분		사례수	모든 PM 절차에서 사람의 개입 없이 완전히 자동화	대부분의 PM 절차는 시스템/로봇 등의 Tool로 대체 가능하되, 일부 인간의 지원은 필요	대부분의 PM 절차는 사람이 수행하되, 품질 향상이나 작업 개선만 가능
전체		79	12.7	70.9	16.5
회사 분야별	Device Manufacturing	15	26.7	73.3	-
	Wafer Manufacturing	4	25.0	50.0	25.0
	Equipment and Sub-systems supplier	38	7.9	65.8	26.3
	Robot Manufacturer	10	10.0	80.0	10.0
	Fab Infrastructure and Services	3	-	66.7	33.3
	Materials supplier	2	-	100.0	-
	Software supplier	7	14.3	85.7	-

[표 3] PM 자동화를 통해 달성하고자 하는 주요 목표(1순위)

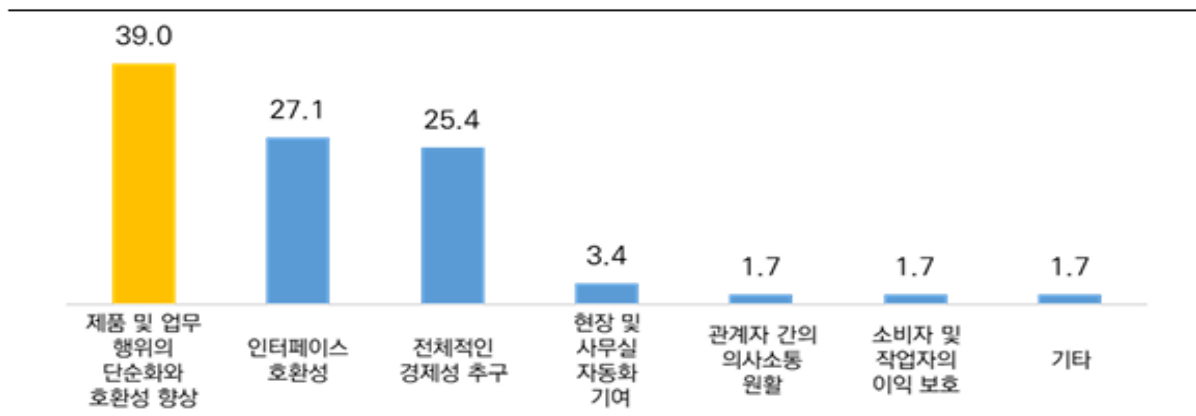
(단위 : 명, %)

구분		사례수	가동 중단 시간 감소	작업자 안전성 향상	데이터 정확성 및 추적성 향상	유지보수 비용 절감	장비 수명 연장
전체		79	38.0	24.1	20.3	13.9	3.8
회사 분야별	Device Manufacturing	15	33.3	13.3	33.3	20.0	-
	Wafer Manufacturing	4	50.0	-	-	-	50.0
	Equipment and Sub-systems supplier	38	39.5	23.7	18.4	18.4	-
	Robot Manufacturer	10	50.0	40.0	-	-	10.0
	Fab Infrastructure and Services	3	33.3	66.7	-	-	-
	Materials supplier	2	-	-	100.0	-	-
	Software supplier	7	28.6	28.6	28.6	14.3	-

2) 주요 설문 결과 분석

반도체 분야 표준화 활동 필요성에 대해 국문 설문지 응답자 전원(100.0%)이 '필요하다'고 응답하여 산업 전반의 강력한 공감대가 형성되어 있다. 이러한 표준화의 가장 큰 목적은 '제품 및 업무 행위의 단순화와 호환성 향상'(39.0%)이었으며, 그다음은 '인터페이스 호환성'(27.1%)으로 나타났다. 특히 Device Manufacturing 분야에서는 '인터페이스 호환성'이 50.0%를 차지하며 표준 인터페이스 확보의 중요성을 강조했다.

(단위 : %)

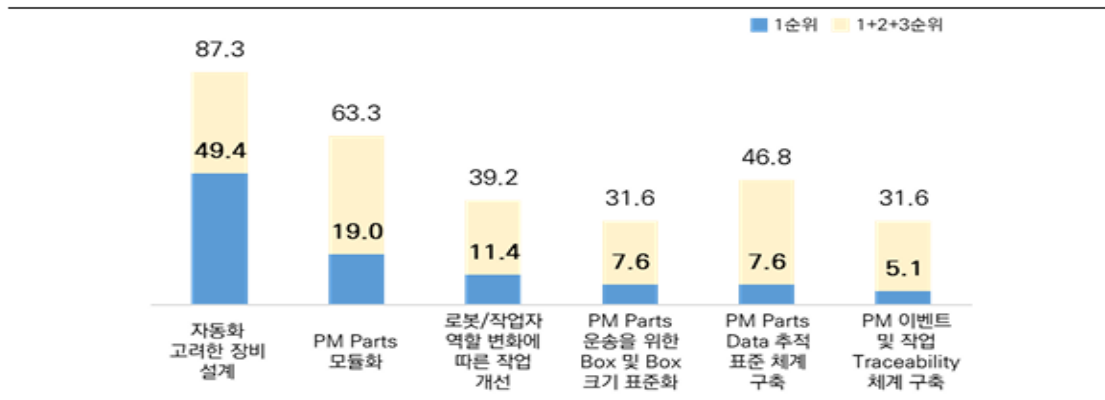


[그림 7] 표준화의 가장 큰 목적

2.1 PM 자동화 장비 설계 및 로봇 도입 표준화 요구

가. 자동화 고려 장비 설계 및 하드웨어 개선

(단위 : %)



[그림 8] PM 자동화에 있어 하드웨어 개선 항목

PM 자동화 구현에 있어 가장 시급한 하드웨어 개선 항목으로 1+2+3순위 합산 결과 '자동화를 고려한 장비 설계'가 87.3%로 압도적인 1위를 차지했다. 이는 자동화 솔루션을 도입하기 전에 장비 자체의 근본적인 설계 변경이 필요함을 시사한다.

PM 작업에 로봇을 도입하는 경우, 응답자들은 'PM 부품 교체'(50.6%)에 로봇 도입이 가장 필요하다고 보았으며, '볼트/너트 체결 해제'(39.2%) 및 '정상 체결 여부 검사'(36.7%)가 뒤를 이었다. 도입을 고려 중인 로봇 형태는 '이동형 협동 로봇'이 59.5%로 과반 이상을 차지했다.

[표 4] 로봇 도입이 필요한 작업 (복수 응답)

(단위 : 명, %)

구분		사례수	PM 부품 교체	볼트/너트 체결 해제	정상 체결여부 검사	진공 챔버 내부 청소	기타
전체		79	50.6	39.2	36.7	31.6	21.5
회사 분야별	Device Manufacturing	15	73.3	66.7	20.0	60.0	46.7
	Wafer Manufacturing	4	50.0	25.0	25.0	-	25.0
	Equipment and Sub-systems supplier	38	42.1	34.2	42.1	28.9	18.4
	Robot Manufacturer	10	70.0	50.0	20.0	20.0	10.0
	Fab Infrastructure and Services	3	100.0	33.3	-	-	-
	Materials supplier	2	-	-	100.0	50.0	-
	Software supplier	7	14.3	14.3	71.4	28.6	14.3

나. 로봇 플랫폼 공용화 및 Arm 형태

PM을 위한 로봇용 플랫폼의 공용화 필요 여부에 대해서는 54.4%가 '예'라고 응답했으나, 38.0%는 '상황에 따라 다르다'고 응답하여, 특정 작업 환경에 따른 유연성도 고려해야 할 부분임을 나타냈다. 로봇의 최종 설계 관점에서 적합한 arm 형태로는 '특정 작업에 맞춘 복수의 arm'이 50.6%로 가장 높은 응답을 기록했다. 그러나 Device Manufacturing과 Wafer Manufacturing 분야에서는 '다양한 작업을 위한 손가락형 구조'가 절반 이상의 비율을 차지하여, 사용 환경에 따라 다목적 핸드의 수요가 높음을 알 수 있다.

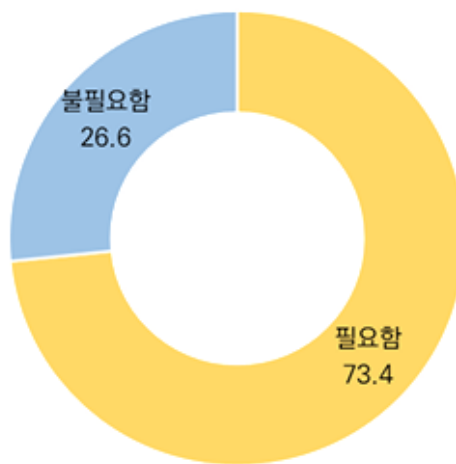
[표 5] 로봇의 최종 설계 관점에서 PM 작업에 적합한 arm 형태

(단위 : 명, %)

구분		사례수	특정 작업에 맞춘 단일 arm	특정 작업에 맞춘 복수의 arm	다양한 작업을 위한 손가락형 구조
전체		79	20.3	50.6	29.1
회사 분야별	Device Manufacturing	15	6.7	40.0	53.3
	Wafer Manufacturing	4	25.0	25.0	50.0
	Equipment and Sub-systems supplier	38	23.7	50.0	26.3
	Robot Manufacturer	10	20.0	70.0	10.0
	Fab Infrastructure and Services	3	-	66.7	33.3
	Materials supplier	2	100.0	-	-
	Software supplier	7	14.3	71.4	14.3

2.2 통신 프로토콜 및 데이터 추적 표준화

(단위 : %)

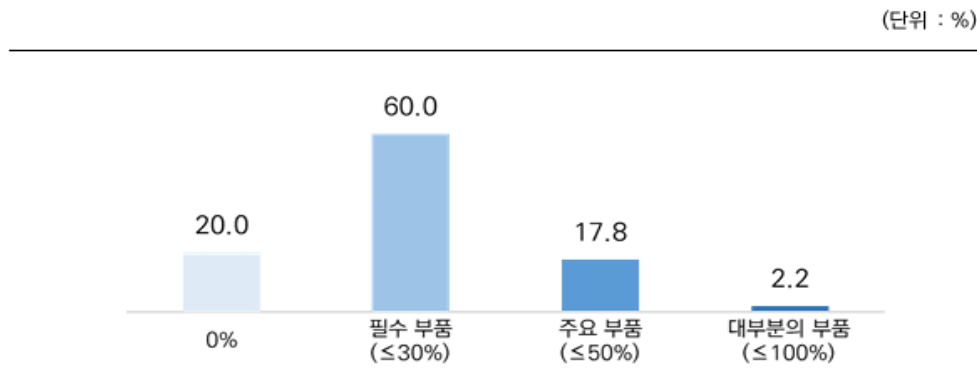


[그림 9] PM 자동화를 위한 별도의 통신 프로토콜 필요 여부

PM 자동화의 성공적인 구현을 위해 데이터 및 통신 영역의 표준화에 대한 업계의 요구가 매우 강력하게 나타났다. 전체 응답자의 73.4%가 PM 자동화를 위한 별도의 통신 프로토콜이 필요하다고 응답했으며, 이는 특히 Software supplier(100.0%)와 Device Manufacturing(86.7%) 분야에서 가장 높은 필요성으로 확인되어, 장비와 시스템 간의 원활한 데이터 교환 및 제어를 위한 인터페이스 호환성 확보가 최우선 과제를 시사한다.

실제로 설문 응답자들이 표준화의 가장 큰 목적으로 '인터페이스 호환성'(27.1%)을 꼽았으며, 이는 통신 규격의 정립이 자동화 환경 구축의 필수 요소임을 재차 강조한다. 하드웨어 개선 항목에서도 'PM Parts Data 추적 표준 체계 구축'이 1+2+3순위 합산 결과 46.8%의 응답률을 기록하여, 물리적인 장비 개선만큼이나 부품 데이터의 표준화 및 추적 가능성 확보가 중요하게 인식되고 있다.

PM 부품의 수명 및 상태 정보 관리 측면에서, Wafer Count나 RF Timer 기반 부품 외에 Valve Open/Close 횟수 등으로 수명이나 상태를 알 수 있는 부품에 대해 조사한 결과, 응답자의 55.6%가 'PM 시작/종료 시점 정보 및 세부 Process 정보'를 통해 이러한 부품의 상태를 파악할 수 있다고 응답했다. 그러나 현재 다른 조건으로 수명이나 상태를 알 수 있는 부품의 비율은 60.0%가 '필수 부품(≤30%)'에 한정된다고 보아, 대다수 부품에 대한 데이터 기반의 수명 예측 및 관리 체계가 아직 미흡함을 드러냈다.

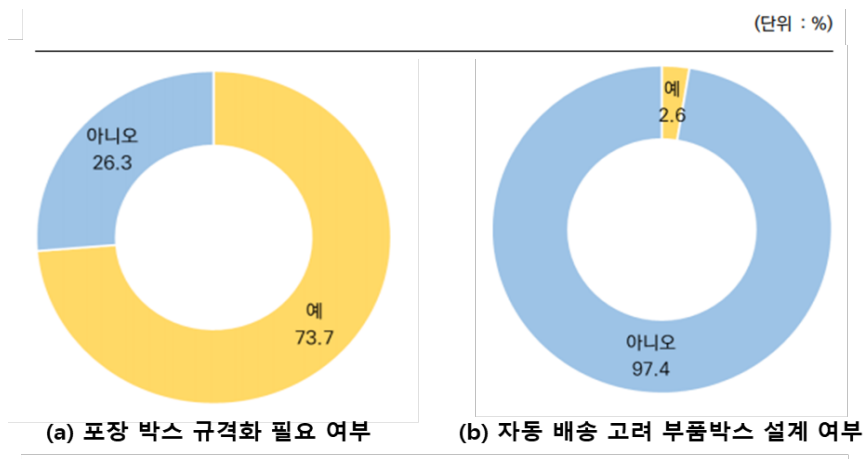


[그림 10] 다른 조건으로 수명이나 상태를 알 수 있는 부품의 비율

그럼에도 불구하고, 지원하고 있지 않은 부품 수명 정보의 향후 개발 계획에 대해 조사한 결과, 응답자의 55.6%가 '개발 계획 중'이라고 응답하여, 업계가 부품 데이터 확보 및 추적 시스템 구축 노력을 활발히 진행하고 있음을 확인할 수 있다.

한편, Host 운영 기반 장비의 PM 자동화 시나리오 개발 계획 여부에 대해서는 '개발 계획 없음'이 46.7%로 가장 높은 비중을 차지했는데, 이는 PM 자동화의 실행 단계가 아직 초기이며, 상위 시스템(Host)과의 연동을 통한 포괄적인 자동화 시나리오 구축에는 시간이 더 필요함을 나타낸다. 궁극적으로, PM 자동화는 장비 내외의 모든 부품과 작업 정보를 표준화된 통신 프로토콜을 통해 수집 및 분석하는 종합적인 데이터 인프라 구축에 달려 있으며, 이를 통해 장비의 가동 중단 시간을 최소화하려는 목표를 달성할 수 있을 것으로 보인다.

2.3 PM 부품 이송 자동화 및 모듈화 표준화

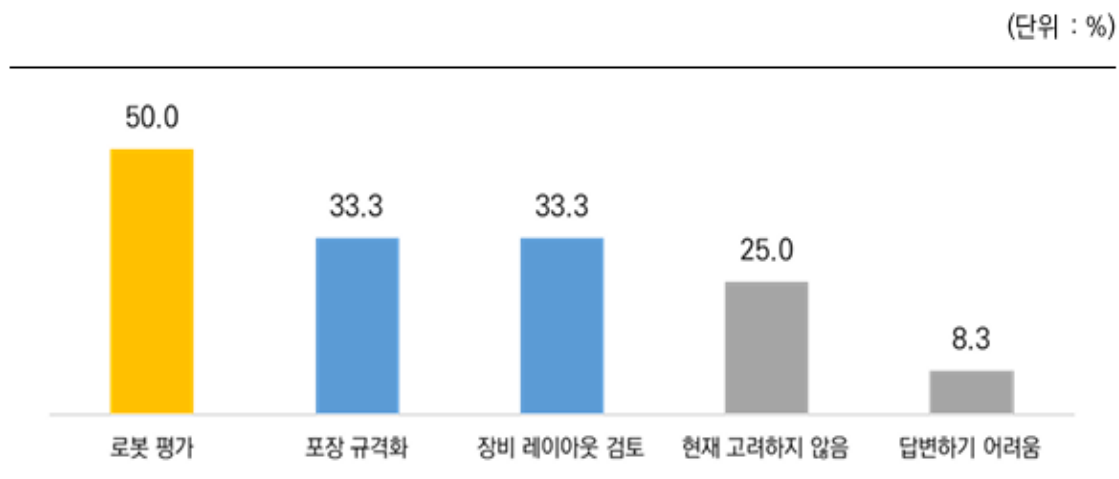


[그림 11] 부품 자동 배송을 위한 부품 박스 관련 설문 결과

PM 자동화 구현에 필수적인 물리적 인프라 영역, 즉 부품 이송 자동화 및 PM Part 모듈화에 대한 표준화 요구와 현실 인프라 간의 격차가 명확하게 드러났다. Equipment and Sub-systems supplier 응답자의 73.7%가 부품 자동 배송을 위한 포장 박스의 규격화가 필요하

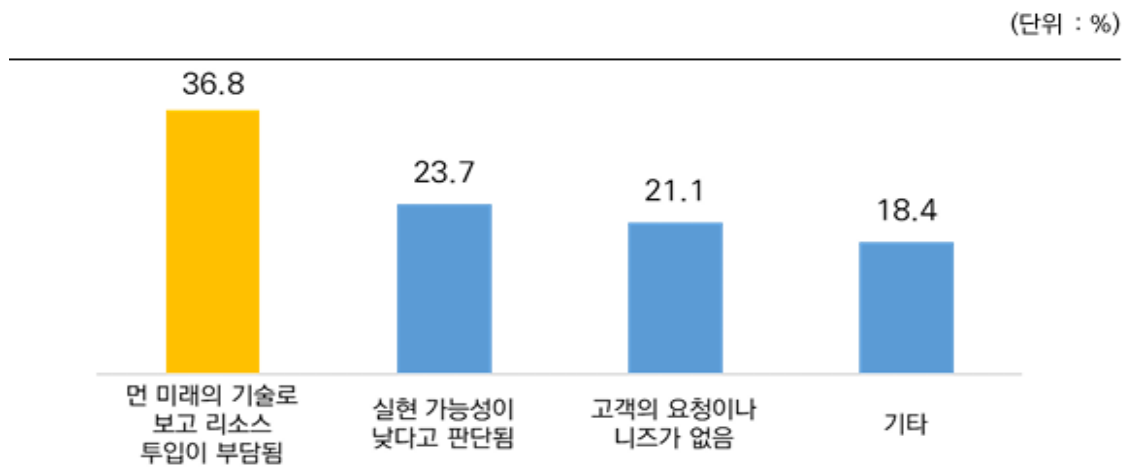
다고 강력하게 응답했는데, 이는 PM 자동화의 효율성을 극대화하기 위해 물류 단계에서의 표준화가 필수적임을 시사한다. 그러나 현재 인 프라 수준은 이러한 요구를 전혀 반영하지 못하고 있는 실정이다. 해당 공급업체 응답자의 97.4%가 현재 사용하는 부품 박스가 자동 배송을 고려하여 설계된 것이 아니며, 일반적인 Fab용 박스를 사용하고 있다고 응답했고, 부품 자동 배송 검토 여부에 대해서도 68.4%가 '아니오'라고 답변하여 부품 물류 자동화 준비가 매우 미흡한 것으로 나타났다. 현재 부품 배송용 박스 운영 규정은 63.2%가 '부품에 맞게 개별 선택하여 사용'되고 있어, 물류 표준화가 부재한 상황이다.

나아가, 부품 자동 배송의 기본 정보 확보 역시 불충분한 것으로 분석된다. Equipment and Sub-systems supplier 응답자 중 납품하는 부품에 대한 크기 및 무게 정보를 보유하고 있는 비율은 47.4%로 가장 높았지만, CoA(Certificate of Analysis)에 크기 및 무게 정보를 포함하는지 여부에 대해서는 50.0%가 '요청한 부품에만 선택적으로 포함됨'이라고 답하여, 부품의 물리적 데이터를 표준적으로 관리하는 체계가 부족함을 보였다. 특히 자동 배송을 검토 중인 소수 응답자(12명)들은 팹 내 자동 배송을 위한 준비 항목으로 '로봇 평가'(50.0%) 외에도 '포장 규격화'(33.3%)와 '장비 레이아웃 검토'(33.3%)를 높게 꼽아, 자동화 시스템 도입 전에 포장 표준화와 장비 환경 정비가 필수적임을 인식하고 있다.



[그림 12] 팹 내 부품 자동 배송을 위한 준비(복수 응답)

한편, PM Part의 모듈화 개발 계획을 보유하고 있거나 개발 중인 Equipment and Sub-systems supplier는 55.3%로 과반수를 차지하며, 부품 공급업체들이 장기적으로 자동화에 필요한 부품 구조 개선을 시도하고 있음을 보여준다. PM Parts 모듈화는 PM 자동화에 있어 하드웨어 개선 항목 중 1+2+3순위 합산 결과 63.3%의 응답률을 기록하며, '자동화 고려한 장비 설계'(87.3%) 다음으로 중요한 개선 항목으로 인식되었다.



[그림 13] PM Part의 모듈화 개발 시 가장 큰 장애 요인

하지만 모듈화 개발 시 가장 큰 장애 요인은 '먼 미래의 기술로 보고 리소스 투입이 부담됨'이 36.8%로 가장 높은 비중을 차지했으며, 모

돌화 실현 가능 시점 역시 평균 8.68년, 가장 높은 응답은 10년(47.4%)으로 나타나, 모듈화가 장기적인 과제로 인식되고 있음과 동시에, 기업들이 당장의 자원 투입에 대한 부담을 크게 느끼고 있음을 알 수 있다. 결과적으로, PM 자동화를 통한 효율성 극대화를 위해서는 현재 부재한 부품 이송 박스 규격 및 부품 데이터 관리 체계를 서둘러 표준화하고, 모듈화와 같은 장기 기술 개발에 대한 산업계 차원의 지원과 로드맵 수립이 시급한 것으로 보인다.

2.4 청정도 평가 등 기타 표준화 요구

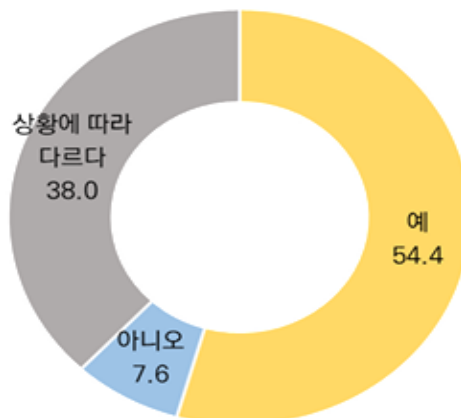
PM 자동화에 직접적인 기술 요소 외에 간접적으로 영향을 미치는 환경 및 시스템 연동 요소들에 대한 설문 결과를 상세히 분석하면, 청정도 관리 표준 필요성과 로봇 운용 방식, 그리고 상위 시스템(Host) 기반 시나리오 개발 현황 등이 주요한 기타 시사점으로 도출된다. 청정도 평가 방법에 대한 표준 필요 여부를 묻는 질문에 응답자의 84.8%가 '예'라고 응답했는데, 이는 Device Manufacturing 분야(80.0%)부터 Equipment and Sub-systems supplier(84.2%), Robot Manufacturer(90.0%), Fab Infrastructure and Services(100.0%), Materials supplier(100.0%), 그리고 Software supplier(100.0%)까지 산업 전 분야에 걸쳐 자동화 장비 및 로봇 도입 시 요구되는 작업 환경의 표준화된 기준 설정이 필수적임을 강력하게 뒷받침한다.

로봇 운용 및 분류 방식과 관련하여, 응답자들은 '다수의 로봇이 분업'하는 방식과 '한 대의 로봇이 대부분(절반 이상)의 작업을 수행'하는 방식을 각각 43.0%로 동일하게 선호했는데, 이는 PM 작업의 특성에 따라 단일 로봇의 다기능적 운용과 다수 로봇의 협업 및 분업 체계가 동시에 고려되고 있음을 시사한다.

특히 Wafer Manufacturing 분야에서는 '한 대의 로봇이 대부분의 작업을 수행'한다는 응답이 75.0%로 높게 나타났으며, Software supplier 분야에서는 '다수의 로봇이 분업'이 85.7%로 압도적인 응답을 기록하여, 각 분야의 공정 특성과 로봇 운용 철학에 따라 로봇 분류/운용 방식에 대한 선호도가 다를 수 있다.

이러한 로봇 운용 방식을 실현하기 위한 로봇 플랫폼의 공용화 필요 여부에 대해서는 54.4%가 '예'라고 응답했지만, 38.0%는 '상황에 따라 다르다'고 응답하여, 로봇 플랫폼 표준화가 필요함과 동시에, 다양한 PM 작업 환경을 수용할 수 있는 유연성이 함께 요구됨을 나타낸다.

(단위 : %)



[그림 14] PM을 위한 로봇용 플랫폼의 공용화 필요 여부

또한, PM 자동화의 포괄적인 제어 및 관리 체계를 구축하는 데 필수적인 Host 운영 기반 장비의 PM 자동화 시나리오 개발 계획에 대해 조사한 결과, Equipment and Sub-systems supplier 또는 Software supplier 응답자 중 46.7%가 '개발 계획 없음'이라고 응답하여, PM 자동화의 기술적 준비가 진행되고 있음에도 불구하고, 팹 전체를 아우르는 상위 시스템(Host) 연동 자동화 시나리오 구축은 아직 초기 단계에 머물러 있음을 보여준다. 다만, '개발 계획 중'이라는 응답도 35.6%를 차지하며, 장기적으로는 Host 운영 기반의 통합 PM 자동화 체계를 구축하려는 노력이 이어질 것임을 예측할 수 있다.

마지막으로, PM 자동화 도입 외에 보유/개발 중인 기술의 표준화 희망 여부에 대해서도 응답자의 84.7%가 '예'라고 긍정적으로 답변하여,

PM 관련 기술뿐만 아니라 전반적인 반도체 기술 분야에서 표준화에 대한 광범위한 수요가 존재함을 확인시켜준다.

3) 주요 시사점 정리

(시사점 1) 표준화 활동에 대한 산업 전반의 완벽한 공감대 형성 및 선행 R&D 지원 요구

반도체 제조 공급망 내의 모든 응답자는 PM 자동화 구현의 핵심 전제 조건인 표준화 활동의 필요성에 대해 100.0%가 '필요'하다고 응답하여, 업계 전반에 걸쳐 강력한 공감대가 형성되어 있음을 명확하게 보여준다. 이러한 전폭적인 표준화 요구는 단순한 기술적 통합을 넘어, 응답자의 39.0%가 선택한 '제품 및 업무 행위의 단순화와 호환성 향상'을 가장 큰 목적으로 하며, 이어서 27.1%가 지목한 '인터페이스 호환성' 확보가 중요한 목표로 인식되고 있다.

특히 Device Manufacturing 분야에서는 '인터페이스 호환성'이 표준화의 가장 큰 목적이라는 응답이 50.0%를 차지했는데, 이는 다양한 장비와 시스템을 운영해야 하는 제조 환경에서 연동성 확보가 핵심적인 과제임을 강조한다. 이와 같이 높은 표준화 의지를 실제 결과로 이어가기 위해, 산업계는 가장 필요한 지원 활동으로 '국제·국가 표준화를 위한 선행 R&D 추진'을 67.8%로 가장 높게 꼽았으며, 이는 개별 기업들이 감당하기 어려운 장기적인 기술 및 인프라 구축에 국가적 또는 협회 차원의 선도적인 연구 및 지원이 절실함을 의미한다.

(시사점 2) PM 자동화 목표의 명확성과 장기 투자 리소스 부담에 따른 실행 지연

PM 자동화에 대한 업계의 일반적인 정의는 '모든 PM 절차에서 사람의 개입 없이 완전히 자동화'되는 수준(12.7%)보다는, '대부분의 PM 절차는 시스템/로봇 등의 Tool로 대체 가능하되, 일부 인간의 지원은 필요'(70.9%)한 협업적 자동화 수준으로 수렴되었다. 이러한 PM 자동화를 통해 달성하고자 하는 가장 핵심적인 목표는 1순위와 1+2+3+4순위 모두에서 '가동 중단 시간 감소'가 각각 38.0%, 92.4%를 기록하며 압도적인 1위로 확인되었다. PM 자동화 성공의 주요 성과 지표(KPI) 역시 '장비 가동 시간'이 45.6%로 가장 높은 응답을 기록하여, 생산성 향상이라는 목표와 지표가 일관성을 보인다.

하지만 이러한 명확한 목표에도 불구하고, 실제 실행 단계에서는 어려움을 겪고 있는데, 응답자의 49.4%가 PM 자동화 목표 수준에 도달하는 데 '10년'을 예상했으며 평균 도달 기간은 8.23년으로 산출되어, 장기적인 관점에서 기술 개발이 필요함을 시사한다.

더욱이 PM 자동화 로드맵에 관련 항목이 반영되지 않은 주된 이유를 조사한 결과, 응답자의 75.0%가 '아직은 시기상조이며, 리소스 부담이 있음'을 꼽았고, '검토는 했지만 실현 가능성이 낮음'이 43.8%로 뒤따라, 높은 목표 의지에도 불구하고 단기 투자 대비 불확실성과 재정적 부담 때문에 실제적인 로드맵 이행이 지연되고 있음이 확인되었다.

(시사점 3) 자동화 효율 극대화를 위한 장비 설계 및 하드웨어 아키텍처의 선제적 개선 요구

PM 자동화의 효율성을 극대화하기 위해서는 장비 운용 환경과 부품 자체의 하드웨어적 구조 개선이 필수적인 것으로 나타났다. PM 자동화에 있어 하드웨어 개선 항목 중 1+2+3순위 합산 결과, 응답자의 87.3%가 '자동화 고려한 장비 설계'를 가장 높은 필요성으로 지목했으며, 이는 자동화 로봇이나 소프트웨어 도입 이전에 장비 자체를 자동화 친화적으로 재설계하는 것이 성공의 핵심 전제 조건임을 의미한다.

또한, PM 자동화 로드맵에 실제로 반영된 항목에서도 'PM 업무 방식/환경의 변화'(1+2+3순위 합산 92.4%)와 '장비 설계 변경'(1+2+3순위 합산 87.3%)이 최상위에 위치하여, 장비 제조업체들이 구조적인 개선을 시도하고 있음을 보여준다.

장기적인 관점에서 부품의 구조 개선인 PM Part의 모듈화는 Equipment and Sub-systems supplier의 55.3%가 개발 계획을 보유하고 있거나 개발 중이라고 응답했으며, 모듈화는 하드웨어 개선 항목 중 63.3%의 응답률을 기록하며 중요한 개선 과제로 인식되었다. 하지만 모듈화 개발 시 가장 큰 장애 요인은 '먼 미래의 기술로 보고 리소스 투입이 부담됨'(36.8%)으로 나타났고, PM Part 모듈화 실현 가능 시점 역시 응답자의 47.4%가 10년을 예상하여, 부품의 모듈화는 높은 잠재력을 가졌음에도 불구하고 장기적인 시각과 투자 부담 문제가 발목을 잡고 있다.

(시사점 4) 부품 물류 자동화와 포장 규격화의 시급한 격차 문제

PM 자동화의 물리적 인프라 영역인 부품 이송 및 물류 체계는 자동화 요구 수준 대비 현실 인프라의 격차가 가장 큰 영역으로 나타났다. Equipment and Sub-systems supplier 응답자의 73.7%가 부품 자동 배송을 위한 포장 박스의 규격화가 필요하다고 응답했으나, 현재 사용하는 부품 박스가 자동 배송을 고려하여 설계되었는지에 대한 질문에 97.4%가 '아니오, 일반적인 Fab용 박스를 사용한다'고 답변하여, 자동화 시스템 도입을 위한 물리적 표준이 거의 부재한 상태임을 확인시켜준다. 부품 자동 배송 검토 여부에 대해 68.4%가 '아니오'라고 응답했으며, 현재 부품 배송용 박스 운영 규정은 63.2%가 '부품에 맞게 개별 선택하여 사용'되고 있는 실정으로, 부품 공급망 전반에 걸친 물류 표준화가 시급히 요구된다.

자동 배송을 검토한 소수의 응답자(12명)들은 팹 내 자동 배송 준비 항목으로 '로봇 평가'(50.0%) 외에도 '포장 규격화'(33.3%)와 '장비 레이아웃 검토'(33.3%)를 높게 꼽아, 로봇 도입 자체가 아니라 이를 뒷받침할 물류 인프라 표준화가 병행되어야 함을 분명히 인지하고 있다.

(시사점 5) 지능형 PM을 위한 통신 프로토콜 및 부품 데이터 추적 체계 구축의 필요성 증대

PM 자동화가 단순한 작업 대체 수준을 넘어 지능형 시스템으로 발전하기 위해서는 데이터 교환 및 추적을 위한 통신 및 정보 표준화가 매우 중요하게 인식되고 있다. 전체 응답자의 73.4%가 PM 자동화를 위한 별도의 통신 프로토콜이 필요하다고 응답했으며, 특히 Software supplier(100.0%)와 Device Manufacturing(86.7%) 분야에서 그 필요성이 더욱 높게 나타나, 복잡한 장비와 자동화 시스템 간의 원활한 상호작용을 위한 통일된 통신 언어의 부재가 심각한 기술적 장애 요인임을 입증한다.

하드웨어 개선 항목에서도 'PM Parts Data 추적 표준 체계 구축'이 1+2+3순위 합산 46.8%의 응답률을 기록하며, 부품의 라이프사이클 정보를 효율적으로 관리할 표준화된 데이터 인프라의 필요성이 부각되었다. 현재 Wafer Count나 RF Timer 외의 다른 조건으로 수명이나 상태를 알 수 있는 부품의 비율은 60.0%가 '필수 부품($\leq 30\%$)'에 한정된다고 응답하여, 데이터 기반의 예지 정비를 위한 데이터 확보가 아직은 제한적임을 보여주지만, 지원하고 있지 않은 부품 수명 정보에 대해 55.6%가 향후 '개발 계획 중'이라고 응답하여, 향후 몇 년간 데이터 확보 및 추적 시스템 구축 노력이 핵심적으로 진행될 것임을 시사한다.

IV. 반도체 산업계 현황 및 한계 분석

반도체 산업 전반에서 PM 자동화는 인력 의존적 유지보수의 비효율성과 오류를 제거하고, 정밀하고 시기적절한 유지보수를 실현하기 위한 핵심 과제로 인식되고 있다. 이러한 핵심 과제의 효율적인 추진을 위해 앞서 분석한 바와 같이 산업계 전반의 설문조사를 실시하였고, 실제 PM 자동화를 추진하고 있는 주요 칩 메이커의 현황을 파악하기 위해 별도의 기업별 심층 인터뷰를 수행하였다.

그 결과를 종합하면, PM 자동화의 필요성에 대한 공감대는 확고하나, 실제 구현 단계에서는 표준 부재, 데이터 접근성, 기술적 제약, 장기 투자 부담 등 복합적인 구조적 한계가 병존하고 있음을 확인할 수 있었다.

우선, 산업 전반에서는 PM 자동화의 핵심 전제 조건으로 표준화 활동의 절대적 필요성이 강조되고 있다. 전체 응답자의 100%가 표준화 필요성을 인정했으며, 그 목적 또한 단순한 기술 통합이 아니라 장비 간 연동성과 업무 단순화에 있었다. Device Manufacturing 분야에서는 절반 이상이 '인터페이스 호환성'을 최우선 과제로 지목했는데, 이는 다양한 장비·소프트웨어·공정 간의 복잡한 상호작용을 감안할 때, 데이터 교환 및 로봇 연계 표준 부재가 가장 큰 병목으로 작용하고 있음을 의미한다.

이와 같은 인식은 심층 인터뷰를 통해서도 구체적으로 드러난다. 한 참가자는 “로봇 표준화 항목이 반도체만의 특성에 맞게 정립되어 있지 않다”고 지적하며, 실제 부품 이송 자동화 준비 단계에서 표준 부재로 인해 빠른 적용이 어렵다고 밝혔다. 또 다른 참가자 또한 “IDM과 장비사 간 중복 투자 방지와 FAB 인프라 통합을 위해 표준화가 절실하다”고 언급하며, 300mm AMHS와 같은 시스템 수준의 자동화를 위해서는 선행 표준 인프라 구축이 필요함을 강조했다. 그러나 이러한 인식에도 불구하고, 산업계의 R&D 투자 방향은 아직도 개별 기업 단위의 ‘PM 솔루션 기술 개발’에 머무르고 있으며, 표준화의 제도적·기술적 추진 주체가 부재한 상황이다.

PM 자동화의 궁극적인 목표는 ‘완전 무인화’이지만, 현실적으로 산업계는 대부분의 절차를 시스템이나 로봇이 대체하되, 일부 인적 개입이 필요한 협업적 자동화(cooperative automation) 수준을 현실적 목표로 보고 있다. 설문조사에 따르면 전체 응답자의 70.9%가 이러한 형태를 선호했으며, 자동화의 주요 성과 지표(KPI)로 ‘장비 가동 시간’을 45.6%가 꼽았다.

이는 인터뷰에서도 확인된 “무인화를 목표로 하고 있으나, 현재는 센싱→진단 단계 수준이며, Core(로봇) 단계는 준비 중”이라는 언급과 일치한다. 즉, 산업계는 아직 ‘예측→조치→검증’의 완전한 자동 루프를 구현하지 못하고 있으며, 특히 Core인 로봇 기반 정비 자동화는 기술적·물리적 제약으로 인해 초기 단계에 머물러 있다. 한 참가자는 “chamber open/close가 여전히 수동이며, 로봇 적용을 위해서는 라인 설계 전반이 바뀌어야 한다”고 언급하며, 단순히 로봇을 투입하는 수준이 아닌 장비 설계 구조 자체의 재정의가 필요함을 강조하기도 했다. 실제 설문에서도 87.3%가 ‘자동화를 고려한 장비 설계’를 최우선 개선 항목으로 꼽았고, 장비 설계 변경과 작업 방식의 구조적 변화가 로드맵상 최상위에 위치했다. 이는 PM 자동화의 병목이 소프트웨어가 아니라 하드웨어 아키텍처의 근본적 제약에 있음을 보여준다.

심층 인터뷰 참가자 중 한 명은 예지보전 기술의 신뢰성 확보가 가장 큰 기술적 과제라고 언급했다. “PdM은 장비가 멈출 때까지 써 보지 않았는데 어떻게 아느냐”는 현장 반응이 상징하듯, 데이터 기반 예측 모델에 대한 신뢰 부족과 경험적 유지보수 문화가 여전히 지배적이다.

장비에서 수집되는 센싱 데이터의 품질, 수집 주기, 로그 활용 가능성에는 여전히 개선 여지가 있다. 해당 참가자는 “장비 전체 데이터 중 SVID로 확보되는 비율조차 명확히 파악되지 않는다”고 언급하며, 현장에서 데이터 구조와 활용 방식에 대한 이해 수준이 충분히 정립되지 않았음을 시사했다. 또한 장비사의 유지보수 인력이 PM 자동화를 지원하기 위해 필요한 데이터 분석 및 활용 역량이 아직 체계적으로 구축되지 않은 점도 과제로 지적하며 “PM 엔지니어가 데이터베이스에 직접 접근해 필요한 정보를 효율적으로 추출할 수 있는 수준은 아니다”라고 설명했다. 이러한 상황은 표준화된 데이터 포맷과 데이터 공유 체계의 미비가 PdM과 PM 자동화의 연계를 제약하고 있음을 보여준다.

또 다른 참가자 역시 PM 자동화의 기반이 되는 PdM 도입 과정에서 유사한 구조적 문제를 지적했다. 예지보전을 위한 데이터 확보가 선행되어야 하나, “여러 조직이 협업해야 하는데 실제로는 SW 부서에만 미션이 던져진 상태”라고 언급하며, 총괄·전략·기획 기능이 분리되어 실행력이 떨어지는 문제를 지적했다.

또한 “생산품, Tool, 인프라 각 객체(object)에 대한 Traceability 표준이 우선 필요하다”고 강조하며, 반도체 공급망 내 기업 간 데이터 포맷, 전달 방식, 보안 수준을 일관되게 정의하는 데이터 상호운용 표준이 시급하다고 제안했다. 이는 설문에서 확인된 ‘PM Parts Data 추적 표준 체계 구축’ 필요성(46.8%)과 일치하며, PM 자동화가 단순한 물리적 자동화를 넘어 데이터 생애주기 관리와 직결된 지능형 유지보수 체계로 발전해야 함을 시사한다.

PM 자동화의 또 다른 병목으로 부품 물류 자동화와 포장 규격화 미비가 지적된다. 응답자의 97.4%가 자동 배송을 고려하지 않은 일반 FAB용 박스를 사용하고 있었으며, 이는 로봇 기반 부품 이송 시스템과의 연계성을 심각하게 저해하고 있다. 심층 인터뷰의 한 참가자는 “부품 이송 자동화를 위해 로봇을 준비하고 있으나, 반도체용 로봇 표준화 항목이 없어 빠른 적용이 어렵다”고 지적했고, 심층 인터뷰 참가자 또한 “FAB 인프라 표준화가 가능해야 AMHS 수준의 자동화가 가능하다”고 강조했다. 인터뷰 참가자들은 대체로 물류 자동화의 본질적 과제가 로봇의 개발이 아니라 이를 지원하는 인프라 표준화에 있음을 공통적으로 지적한 셈이다.

반도체 산업의 PM 자동화는 필요성과 비전 수준에서는 이미 높은 합의를 이뤘으나, 실제 구현 단계에서는 △데이터 표준화 부재, △장비 설계의 자동화 비적합성, △부품 물류의 비표준화, △PdM 신뢰성 부족, △조직 간 협업 부재라는 다층적 한계를 안고 있다. 한 참가자 언급한 바와 같이 “로봇 표준화와 PdM 데이터 품질 확보는 PM 자동화의 출발점”이며, “표준화를 통해 논의의 장을 만들어야 한다”는 제안은 산업계 전체의 방향성을 함축한다. 또 다른 참가자가 강조한 Traceability 및 통신 프로토콜 표준화 역시, PM 자동화가 지능형 유지보수로 진화하기 위한 필수 기반으로 평가된다. 결국 현재의 PM 자동화 추진은 기술적 구현보다는 표준화와 데이터 생태계 구축이라는 시스템적 과제가 중심에 있으며, 이를 선도적으로 해결하지 못한다면, 산업계의 강한 의지에도 불구하고 완전 자동화로의 전환은 장기적인 목표로만 남을 가능성이 높다.

V. 핵심 기술 표준화 항목 제안

본 장에서는 반도체 제조공정의 예방정비(PM) 자동화 실현을 위한 핵심 기술 표준화 항목을 구체적으로 제안하고자 한다. 지금까지의 산업계 설문 결과와 현장 인터뷰, 그리고 기술 동향 분석을 종합하면, PM 자동화는 단일 기술이나 특정 기업의 역량으로 완결될 수 있는 과제가 아니다. 장비 설계, 로봇 플랫폼, 통신 프로토콜, 부품 모듈화, 물류 규격, 데이터 추적 체계, 청정도 관리 등 공정 전반의 모든 기술 계층이 서로 맞물려야 비로소 실질적인 자동화가 가능해진다. 다시 말해, PM 자동화는 ‘부분 기술의 집합’이 아니라 ‘상호운용성(Interoperability)’의 과제이다.

따라서 본 장에서는 PM 자동화의 산업적 확산을 위해 반드시 선행되어야 할 표준화 항목들을 도출하고, 각 항목이 기술적·운영적 관점에서 어떤 의미를 가지며 어떤 형태로 표준화가 진행되어야 하는지를 제시한다. 특히 여기서 제안하는 표준화 항목들은 단순히 기술 명세를 정리하는 수준이 아니라, 반도체 제조 생태계 전체가 공유해야 할 ‘공용 언어(Common Language)’와 ‘기술 규범(Technical Grammar)’으로서의 성격을 가진다.

이 표준화 제안의 목적은 세 가지로 요약된다. 첫째, 산업 내 중복 개발과 불필요한 투자 낭비를 최소화하고, 장비사·로봇사·부품사가 동일한 기준 위에서 기술을 개발할 수 있도록 하는 것이다. 둘째, 지능형 예지보전 및 자율운영 팜(Autonomous FAB)으로의 전환을 촉진하기 위해, 데이터와 물리 인프라를 동시에 아우르는 상호운용 프레임워크를 구축하는 것이다. 셋째, 국가·국제 표준화와의 연계를 위한 사전 연구 기반을 마련함으로써, 향후 SEMI, KS, ISO 등의 공식 표준 논의에 산업계의 실질적 경험을 반영하는 것이다.

이러한 배경하에서, 본 장은 다음 여덟 가지 항목을 중심으로 표준화의 방향성을 제안한다.

- ① 자동화 고려 장비 설계 표준
- ② PM 작업용 로봇·플랫폼 인터페이스 표준
- ③ 통신 프로토콜 및 장비·부품 데이터 모델 표준
- ④ PM 부품 이송·물류·포장 규격 표준
- ⑤ PM 부품·모듈 구조 및 교체성 표준
- ⑥ 청정도·환경·안전 기준의 PM 자동화 연계 표준
- ⑦ PM-PdM-상위 시스템 통합 시나리오 표준
- ⑧ 실시간 데이터 기반 제조 의사결정 위한 디지털 트윈 프레임워크 표준화

이 여덟 가지 항목은 단순히 각각의 기술 요소를 다루는 것이 아니라, PM 자동화의 생애주기 전체를 관통하는 구조적 연계 축을 형성한다. 이하에서는 각 항목별로 표준화의 필요성과 목표, 기술적 범위, 적용 시 기대되는 산업적 효과를 구체적으로 기술한다.

1. 자동화 고려 장비 설계 표준

반도체 공장의 PM 자동화를 산업 전반으로 확산시키기 위해 가장 먼저 정리되어야 하는 표준 항목은 “자동화를 전제로 한 장비 설계 기준”이다. 설문 응답자의 87.3%가 자동화 고려 장비 설계가 가장 시급한 하드웨어 개선 과제라고 답변한 것은, 현재 장비가 기본적으로 사람이 접근해 열고, 풀고, 닫고, 교체하는 구조를 전제로 만들어져 있기 때문이다. 이 구조 위에 로봇·AMR·자동 검사 모듈을 억지로 붙이면 장비마다 다른 어댑터, 다른 접근 경로, 다른 공정 중단 시나리오가 필요해져 자동화의 규모의 경제가 발생하지 않는다. 따라서 장비 설계 단계에서부터 “PM 수행 지점의 기구적 접근성”, “체결부 표준 규격”, “센서·케이블·배선의 배치 규칙”, “로봇이 접근할 수 있는 작업 공간 확보”를 공통 사양으로 정의할 필요가 있다.

이 표준은 크게 세 층위로 정리할 수 있다. 첫째, 물리 인터페이스 계층이다. PM 대상 모듈을 로봇이 탈착할 수 있도록 볼트·너트 규격, 체결 토크 범위, 체결 방향성(수평·수직 접근), 핸들 그립 포인트의 최소 치수 등을 공통화해야 한다. 현재 현장에서 가장 많이 나오는 난점이 “로봇이 못 들어간다”는 것이므로, 장비 외피 커버의 개방 각도, 개방 공간 깊이(cm), 작업 영역의 최소 폭(mm)을 도면 레벨에서 공통 규격으로 두는 것이 핵심이다.

둘째, PM 절차 노출 계층이다. 장비가 내부적으로 수행하는 PM 레시피(예: 챔버 퍼지, 온도 안정화, 진공 해제→오픈 순서)를 외부에서 호출하거나 상태를 읽어 올 수 있도록 절차를 서비스화해야 한다. 심층 인터뷰의 한 참가자가 말했듯이 “사전→Core→사후”로 PM을 나누어 시스템화하고 있지만 Core는 아직 준비가 부족하므로, 최소한 사전/사후 공정은 외부 시스템이나 로봇이 호출할 수 있는 API/명령 집합으로 정리돼야 한

다.

셋째, 안전·청정 환경 계층이다. PM 중 발생하는 HCl·잔류물·미세오염을 어떻게 격리할지에 대한 후드, 배기, 클린존 구획 기준이 있어야 로봇이 동일한 안전 전제를 두고 동작할 수 있다.

이처럼 장비 설계 표준은 “어떤 로봇을 쓸 것인가”보다 선행되어야 하며, 그렇지 않으면 기업마다 ‘로봇이 들어올 수 있도록 장비를 다시 설계’하는 중복 투자가 반복된다.

2. PM 작업용 로봇·플랫폼 인터페이스 표준

두 번째 표준화 측은 PM을 실제로 수행할 “로봇과 장비의 연계 방식”이다. 설문에서는 이동형 협동로봇의 도입 의향이 59.5%로 가장 높았고, 심층 인터뷰 참가자들 또한 “반도체에 맞는 로봇 표준 항목이 없다”고 지적했다. 이는 곧 로봇의 형태나 제어 기술이 부족해서가 아니라, 반도체 PM이라는 특수한 작업 맥락을 반영한 인터페이스·툴체인·공간 규격이 없기 때문에 도입 속도가 느린 것을 의미한다.

이 영역의 표준은 다음과 같이 쪼갤 수 있다. 첫째, 로봇 도킹·접근 표준이다. 로봇이 장비 앞에 섰을 때 항상 같은 기준 좌표를 인식할 수 있도록 장비 측에 기준 마커, 도킹 패널, 고정 홀 패턴을 공통 규격으로 두어야 한다. 펌마다 장비 전면부가 다르면 로봇마다 비전 티칭을 다시 해야 하고, 이는 유지보수 자동화의 경제성을 떨어뜨린다.

둘째, 작업 헤드/엔드 이펙터 표준이다. 반도체 PM에서 실제로 하고 싶은 일은 ‘부품 교체’와 ‘볼트/너트 해체’, ‘체결 상태 검사’가 대부분이므로, 이 세 작업을 수행할 수 있는 엔드 이펙터의 전기·공기·신호 인터페이스를 공용화해야 한다. 설문에서 로봇에 기대하는 작업이 거의 이 세 가지로 수렴했다는 것은, 반도체 PM용 엔드 이펙터 패밀리를 산업 차원에서 정의할 수 있다는 뜻이다.

셋째, 로봇-장비 통신 표준이다. 로봇이 장비 상태(퍼지 중, 챔버 오픈 가능, 인터락 ON/OFF)를 읽고, 장비가 로봇에게 작업 허가를 넘기며, PM 완료 신호를 다시 MES/Host에 올리는 일련의 시퀀스를 표준 메시지로 정의해야 한다. 심층 인터뷰에서 참가자가 말한 “로봇-장비 통신 방법을 어떻게 할 것인가”가 바로 이 부분이다. 이를 표준화하지 않으면 장비사마다 커스텀 드라이버를 만들어야 하고, 결국 로봇 도입이 장비 모델에 종속된다.

이 표준이 산업적 의미를 가지려면 “로봇 플랫폼 공용화”에 대한 유연성도 포함해야 한다. 설문에서 54.4%는 공용화에 찬성했지만 38.0%는 ‘상황에 따라 다르다’고 응답했다. 이는 곧 표준이 지나치게 한 가지 로봇 형태만 강제해서는 안 되고, 이동형 협동로봇·레이형 로봇·AMR 탑재 로봇 등 다양한 형식을 같은 인터페이스로 붙일 수 있도록 해야 한다는 뜻이다. 표준은 ‘로봇의 모양’을 정하는 문서가 아니라 ‘로봇이 들어올 수 있는 단자와 언어’를 정하는 문서여야 한다.

3. 통신 프로토콜 및 장비·부품 데이터 모델 표준

세 번째로 가장 강하게 나타난 수요가 바로 데이터·통신 표준이다. 전체 응답자의 73.4%가 PM 자동화를 위한 별도 통신 프로토콜이 필요하다고 했고, 소프트웨어 공급사는 100%가 필요하다고 했다. 이는 현장에서 실제로는 SVID, FDC, 로그, 장비 내 비정형 데이터가 모두 존재하지만, “장비 전체 데이터 중 무엇이 SVID로 노출되고 있는지 모른다”는 심층 인터뷰 참가자의 말처럼 데이터 구조가 보이는 상태가 아니라는 것을 의미한다. 이 상태에서는 PdM 모델을 공용으로 학습시키기도 어렵고, 부품의 수명/상태 데이터를 공급망 전체로 흘려보내기도 어렵다.

이 항목의 표준화는 우선 데이터 사전(data dictionary) 정의에서 출발해야 한다. PM에 반드시 필요한 상태 변수(예: 챔버 진공 레벨, 레시피 ID, PM 카운터, Valve Open/Close Count, RF Timer)를 장비사마다 다른 이름이 아니라, 공통 키로 노출하도록 의무화하는 것이다. 그 위에 이벤트/시퀀스 모델을 놓아야 한다. 예를 들어 “PM_START”, “PM_STEP_QUALIFICATION”, “PM_COMPLETE”, “PM_FAIL” 같은 이벤트 코드와 함께, 누가(장비/로봇/운영자) 어떤 이유로 PM을 시작했는지를 기록하는 공통 필드를 두면, Host나 MES가 브랜드와 무관하게 PM 이력을 수집·분석할 수 있다.

여기에 더해, 설문에서 46.8%가 응답한 “PM Parts Data 추적 표준 체계”는 이 데이터 모델의 하위 세부 표준으로 들어가야 한다. 부품이 펌에 들어오기 전에 어떤 크기/무게/CoA 정보를 가져야 하는지, 장비에 탑재된 뒤 어떤 방식으로 사용량(wafer count, cycle, RF time)과 환경 요인(온도, 오염 정도)을 기록해야 하는지, 교체가 일어났을 때 어떤 교환 이력(install date, part ID, installer, tool ID)을 남겨야 하는지를 정형화해야 한다.

심층 인터뷰의 참가자가 지적했듯이 “object 단위의 traceability”가 확보되지 않으면 예지보전 데이터는 기업 내부에서만 쓸 수 있는 국지적 데이터로 남는다. 이 표준은 궁극적으로 PdM 알고리즘이 “데이터가 달라서 이 팸에서는 못 쓴다”는 말을 하지 않도록 만드는 공통 기반이다.

통신 측면에서는, 장비-로봇-Host-MES가 모두 이해할 수 있는 경량 메시지 구조가 중요하다. PM 자동화는 실시간 제어가 많지 않고 상태 전파가 많으므로, 굳이 무거운 파일 교환이 아니라 Pub/Sub 형태의 상태 메시지, 명령 메시지를 정의해 두는 것이 현실적이다. 이때 가장 큰 논점이 되는 것은 “데이터 공개 범위”와 “보안”이다. 심층 인터뷰의 한 참가자가 말했듯 BP사-칩메이커 간 데이터 공유가 IP 문제로 막히는 경우가 많으므로, 표준에서는 필수 공개 필드와 선택/암호화 필드를 분리하여 정의해 두는 것이 필요하다.

4. PM 부품 이송·물류·포장 규격 표준

의외로 가장 ‘현실적인’ 병목이 물류였다. 공급업체의 73.7%가 포장 박스 규격화가 필요하다고 했는데, 97.4%는 여전히 일반 FAB 박스를 쓴다고 답했다. 이 말은 곧 모든 자동화가 물리적인 현장에서 멈추고 있다는 것을 보여준다. 로봇이 부품을 받아와 장비 앞에 가져다주려면, 그 부품이 로봇이 잡을 수 있는 모양이어야 하고, AMR이 이송할 수 있는 외형 치수와 중량 정보가 시스템에 등록되어 있어야 하며, 박스가 반송 장비를 통과할 수 있는 클린 등급을 만족해야 한다. 지금은 이 모두가 업체마다 제각각이다.

따라서 이 항목의 표준화는 최소한 다음 네 가지를 포함해야 한다. 첫째, 포장 단위 규격이다. 자동 배송을 고려한 박스의 가로·세로·높이, 하중, 파지 그립 위치, 라벨 부착 위치를 공동화하여 AMR/로봇이 설비에 구매받지 않고 집을 수 있어야 한다.

둘째, 부품 물리 정보의 필수 항목화이다. 현재는 CoA에 크기·무게가 “요청한 부품에만” 들어가 있지만, 자동 이송을 하려면 모든 부품이 기본적으로 크기/무게/중심(COG) 정보를 가져야 한다. 이를 MES나 PM 오케스트레이션 플랫폼이 읽어 경로·로봇 선택·스케줄을 자동 생성할 수 있다.

셋째, FAB 레이아웃 연계 규칙이다. 설문에서 소수이긴 하지만 자동 배송을 검토 중인 응답자는 포장 규격화와 함께 장비 레이아웃 검토를 들었다. 이는 박스를 표준화한다고 끝나는 것이 아니라, 박스가 지나갈 수 있는 이동 통로 폭, 핸드오버 높이, 장비 전면 작업반(Work Table) 규격까지 한 세트의 정리해야 한다는 뜻이다.

넷째, AMHS/AMR 연계 식별 규칙이다. 300mm AMHS처럼 자동화를 빠르게 하려면 포장 박스에도 장비와 동일한 식별 규칙(RFID/2D Code)을 붙여야 하고, 이것이 PM Parts Data 추적 표준과 이어져야 한다.

이 물류 표준은 단순 편의의 문제가 아니라, PM 자동화의 ROI를 결정하는 요소다. 사람을 불러 부품을 가져오게 하는 순간, 이전에 정교하게 만든 예지·로봇·통신 자동화의 이득이 상당 부분 사라진다. 산업계가 이 항목을 시급하다고 응답한 것은 그 현실을 정확히 보고 있기 때문이다.

5. PM 부품 모듈 구조 및 교체성 표준

다음으로 중요한 축은 PM 대상 부품을 ‘로봇이 교체할 수 있는 구조’로 만드는 모듈화 표준이다. 설문에서 Equipment/Sub-systems supplier의 55.3%가 모듈화 개발 계획이 있다고 했지만, 동시에 36.8%가 “먼 미래 기술로 보고 리소스 투입이 부담된다”고 했다. 이유는 간단하다. 지금의 부품은 사람의 손, 사람의 미세 조작, 사람의 즉석 판단을 전제로 설계되어 있기 때문이다. 이 구조에서 로봇을 투입하려면 부품을 다시 설계해야 하고, 이 다시 설계 작업은 장비사와 부품사 모두에게 큰 비용이다. 그래서 산업 차원의 공용 모듈화 가이드가 필요하다.

이 표준은 우선 부품 패키징 형태의 모듈화부터 정의해야 한다. 예를 들어 필터·O-ring·벨트·클램프처럼 소형이고 자주 교체되는 부품은 로봇 그리퍼가 집을 수 있는 캐리어에 넣어 공급하고, 캐리어와 장비의 체결부는 공통 키/슬롯 형태를 따른다든지 하는 규칙이다. 그다음으로 체결·정렬 기준의 모듈화가 온다. 교체 부품이 들어갈 때 항상 같은 위치로 유도될 수 있도록 챔퍼, 가이드 핀, 스냅 체결을 표준화하면, 로봇의 위치 정확도 요구사항을 줄일 수 있고, 작업 시간도 일정하게 만든다. 마지막으로 모듈 ID 및 수명 정보 내장을 표준화해야 한다. 지금은 일부 부품만 RFID를 찍고 있지만, 장비·로봇·MES가 모두 읽을 수 있는 통일된 메타데이터 구조를 부품 측에 심어두면, PM Parts Data 추적 표준과 바로 연결된다.

모듈화 표준의 가치는 단순히 “로봇이 교체하기 쉽게 만드는 것”에 있지 않다. 모듈화가 되어 있어야 유지보수 시간을 예측 가능하게 만들 수 있고, PM 분할 전략(긴 PM을 여러 개의 짧은 PM으로 나누는 방식)을 실제 공장 스케줄에 반영할 수 있다. 현재 연구에서 PM 분할이

CT를 줄이는 데 효과적이라고 나왔지만, 부품 구조가 제각각이면 분할 PM마다 난이도가 달라져 이론과 현장의 간극이 커진다. 따라서 모듈화는 PM 스케줄링·운영 최적화 표준을 떠받치는 기계적 기반이다.

6. 청정도·환경·안전 기준의 PM 자동화 연계 표준

PM은 공정을 멈추고 장비를 열어 오염원을 노출시키는 작업이다. 따라서 PM 자동화를 도입할 때 가장 먼저 부딪히는 질문은 “로봇이 들어오면 청정도는 어떻게 보장하는가?”이다. 설문에서도 84.8%가 청정도 평가 방법에 대한 표준이 필요하다고 했다. 이는 곧 지금의 클린룸 규격만으로는 PM 중에 발생하는 가스·분진·부식성 입자 노출을 정량화하기 어렵고, 로봇이 들어와 작업할 때 인가할 수 있는 ‘작업 중 클린 기준’이 따로 필요하다는 뜻이다.

이 표준은 세 갈래로 나눠 생각할 수 있다. 하나는 PM 중 오염원 측정·인증 방법이다. HCl 배출이 343 ppmv까지 나올 수 있다는 연구 결과가 있는 만큼, PM 중에 허용되는 가스 농도와 로봇·센서가 버틸 수 있는 내식성 기준을 명시해야 한다. 또한, PM 작업 공간의 임시 격리 기준이다. PM 후드, 국소 배기, 임시 텐트와 같은 장비가 로봇과 함께 쓰일 때의 인터페이스, 예를 들어 후드가 열린 상태에서만 로봇이 접근하도록 시퀀스를 묶는 규칙을 표준으로 둘 수 있다. 마지막으로 안전 인터락 표준이다. 사람과 협동로봇이 함께 들어가는 PM 환경에서는 ISO/TS 15066 같은 일반 안전 규범에 더해 “클린룸용 PM 협동작업 안전 프로파일”을 따로 정의해야 한다. 그래야 장비사·로봇사·팹 인프라 업체가 각자 다른 해석으로 안전 인터락을 구현하는 일을 막을 수 있다.

이 항목은 기술적으로 새롭다기보다, “PM 자동화가 기존 생산 자동화의 청정/안전 기준과는 다른 추가 레이어를 요구한다”는 점을 명문화하는 것이 중요하다. 이렇게 해야만 협회나 국가 차원에서 별도 시험·인증 체계를 만들 수 있고, 로봇 공급사도 이 기준을 목표로 제품을 설계할 수 있다.

7. PM-PdM 연계 및 상위 시스템 시나리오 표준

마지막으로, 지금까지의 모든 표준을 실제로 움직이게 만드는 최상위 표준이 필요하다. 설문에서 Host 기반 장비 PM 자동화 시나리오가 “계획 없음”이 가장 많았던 것은, 개별 장비와 로봇, 부품, 물류를 표준화하더라도 이를 공장 전체 운영과 연결하는 상위 시나리오 표준이 아직 없기 때문이다. 동시에 심층 인터뷰 참가자 모두 PdM을 “자동화의 트리거”로 보고 있었고, 데이터 공유 구조의 부재를 한계로 삼았다.

이 최상위 표준은 크게 두 부분으로 구성될 수 있다. 하나는 이벤트 주도 PM 오케스트레이션 모델이다. PdM에서 ‘특정 부품의 열화 임계치 도달’ 이벤트가 발생하면, 이것이 MES/Host로 전달되고, Host는 부품 데이터 추적 표준을 통해 해당 부품의 크기/무게/위치 정보를 읽어 물류 표준에 맞는 AMR 호출을 하고, 동시에 장비 표준 인터페이스를 통해 PM 사전작업을 실행하며, 마지막으로 로봇 인터페이스 표준을 통해 교체 작업을 수행하도록 시나리오를 기술하는 것이다. 이 일련의 플로우를 BPMN 수준으로라도 산업이 공유해 두면, 각 업체는 자기 시스템을 이 플로우의 특정 노드에만 맞추면 된다.

다른 하나는 PdM 모델 연동을 위한 최소 데이터 세트 표준이다. PdM 모델이 현장에서 실제로 꺼지는 이유는 심층 인터뷰 참가자가 말했듯 “신뢰하기 어렵기 때문”인데, 이 신뢰를 쌓으려면 어떤 데이터는 반드시 있어야 하고(기본 SVID, 공정 컨텍스트, PM 이력), 어떤 데이터는 있으면 성능을 올리는 추가 항목인지를 명확히 구분해야 한다. 그래야 장비사·부품사·로봇사가 “여기까지만 주면 된다”는 하한선을 알고 개발할 수 있다. 이 최소 데이터 세트는 통신 프로토콜 표준과 직접 연결되며, 나중에 국제/국가 표준으로 확장될 수 있는 형태로 기술될 필요가 있다.

8. 실시간 데이터 기반 제조 의사결정 위한 디지털 트윈 프레임워크 표준화

자율운영 팹에서 디지털 트윈은 물리적 제조 환경 전체를 사이버 공간에 실시간으로 복제하고, 이를 기반으로 공정·장비·물류·운영 의사결정을 지능적으로 최적화하는 제조 혁신의 핵심 인프라로 자리 잡고 있다. 반도체 제조는 수천 개의 장비, 수만 개의 센서, 초정밀 로봇, 복잡한 물류 동선이 유기적으로 연결된 거대한 시스템이며, 그 어떤 산업보다도 미세한 변동에 민감한 초고정밀·초고신뢰 환경을 요구한다. 이러한 조건 하에서 디지털 트윈은 물리적 세계(Physical Space)와 사이버 세계(Cyber Space)를 실시간으로 연동시키는 완전한 Cyber-Physical Loop를 구현하며, 공정 효율성, 설비 가용성, 예지정비, 오류 최소화, 생산 최적화 등 제조 전 영역의 변화를 가능하게 한다.

디지털 트윈은 우선, 물리 공정에서 발생하는 모든 현상을 세밀한 데이터 흐름으로 사이버 공간에 투영함으로써, 장비의 상태·물류 이동·공정 파라미터·설비 간 상호작용을 정밀하게 모델링한다. 실세계(real world)의 장비와 공정이 디지털 공간에서 완벽히 동기화될 경우, 운영자는 가상 환경에서 장비의 열화 과정과 공정 변화를 실시간으로 관찰할 수 있으며, 이를 토대로 장비가 언제 고장 날지, 어떤 조건에서 품질

변동이 나타나는지, 어느 시점이 정비 개입에 최적인지 등을 선제적으로 판단할 수 있다. 이는 단순한 모니터링을 넘어, 장비의 실제 상태를 실시간으로 “해석하고 예측하는” 사이버 기반 유지보수 인지 시스템(Condition Understanding System)으로 기능하는 것이다.

또한 디지털 트윈은 제조 시스템 간 상호운용성을 높이는 핵심 축으로 작용한다. 반도체 제조 환경에서는 장비 제조사, 로봇 공급사, 물류 시스템, 소프트웨어 플랫폼이 서로 다른 데이터 형식과 통신 프로토콜을 사용하기 때문에, 공정 단위의 자동화는 가능하더라도 전체 팹 레벨의 자율운전을 구현하기 어렵다. 디지털 트윈은 이들 이기종 시스템을 공통의 데이터 모델(common data model)로 통합하고, 장비·로봇·AMHS·FDC·MES 등 모든 요소가 동일한 구조로 정보를 해석할 수 있도록 데이터 표준화와 인터페이스 표준화의 기반을 제공한다. 센서 데이터(SVID·Trace log·Event code), 장비 동작 상태, 제어 명령 등이 표준 데이터 구조로 정의될 경우, 사이버 공간에서 수행되는 시뮬레이션·예측·최적화 결과가 물리적 장비에 그대로 반영될 수 있으며, 이는 PM 자동화·PdM 알고리즘·생산 스케줄링 시스템 간의 완전한 연계성을 제공한다. 결국 디지털 트윈 환경은 단순한 디지털 복제물이 아니라, 반도체 제조의 표준화된 운영 언어를 확립하는 역할을 수행한다.

디지털 트윈은 실제 제조 시스템을 실시간으로 재현하는 것뿐 아니라, 운영 정책, 스케줄링 전략, 로봇 경로, 장비 유지보수 계획 등을 가상 공간에서 우선 검증함으로써 사전적(Preventive) 의사결정을 가능하게 하는 실험 플랫폼으로 기능한다. 예를 들어, 특정 PM 작업이 생산 OEE(설비종합효율, Overall Equipment Effectiveness)에 미치는 영향, 로봇 부품 교체 순서 변경이 PM 소요시간에 미치는 영향, AMHS 경로 재설계 시 병목 발생 여부 등을 실제 라인을 멈추지 않고도 가상 환경에서 시뮬레이션할 수 있다. 이를 통해 팹 운영자는 “실행 전 성능 검증”이라는 새로운 운영 방식을 도입할 수 있으며, 이는 기존의 경험 기반 운영에서 벗어나 데이터 기반의 의사결정 자동화를 실현하는 기반이 된다.

디지털 트윈은 제조 운영을 최적화하는 동시에, 장비 고장 예측과 유지보수 자동화에도 직접 연결된다. 사이버 공간에서 축적된 시뮬레이션 데이터와 실제 센서 데이터는 AI 기반 예지보전 모델의 학습에 사용되며, 고장의 발생 가능성을 여러 조건에서 반복적으로 예측할 수 있다. 예지된 결과는 다시 PM 자동화 로봇의 작업계획에 반영되어, 부품을 언제·어떤 순서로 교체해야 하는지, 어느 로봇이 어떤 작업을 수행해야 생산 손실이 최소화되는지 등을 자동으로 결정한다. 이 같은 사이버-물리 통합 운영은 결국 PM·PdM·스케줄링·공정제어가 하나의 지능형 루프로 작동하게 만든다.

이 과정에서 중요한 요소는 디지털 트윈 표준화이다. 디지털 트윈이 산업 전반에서 활용되기 위해서는, 데이터 포맷, 시뮬레이션 모델 구조, 장비 ID 체계, 로봇 인터페이스 규격, traceability 구조 등 다양한 표준이 마련되어야 한다. 이러한 표준화는 기업 간·장비 간·솔루션 간 상호운용성을 확보해주고, 다양한 디지털 트윈 플랫폼이 팹 환경에 적용될 수 있도록 해주며, 장기적으로는 국제 표준(SEMI, ISO/IEC 등)과의 연계도 가능하게 한다. 궁극적으로 디지털 트윈 표준화는 자율형 팹에서 운영되는 모든 물리·사이버 구성요소가 동일한 규칙 위에서 연동되도록 보장함으로써, 완전한 자율운영 팹을 실현하는 기술적 토대를 구축한다.

VI. 맺음말 및 Afab WG 향후 활동

반도체 제조 공정의 복잡성과 공정 장비의 초정밀화가 가속화되는 상황에서, PM 자동화와 지능형 예지보전의 도입은 선택이 아니라 산업 생태계 전반의 지속가능성을 좌우하는 필수 과제로 부상하고 있다. 본 백서에서 분석된 업계 설문 결과와 기업 인터뷰는 PM 자동화가 개별 장비나 특정 작업 단위의 자동화를 넘어, 생산성·안정성·데이터 기반 의사결정·공급망 연동성·표준화 체계 등 전 영역을 포괄하는 전사적·생태계적 혁신 과제임을 일관되게 보여준다.

현장의 기업들은 PM 자동화의 필요성에 대해 완벽한 공감대를 형성하고 있으나, 실제 도입 단계에서는 기술적 제약, 표준 미비, 데이터 불투명성, 인력 역량 차이, 부품 물류 및 포장 표준 부재, 로봇 적용 범위의 모호함 등 구조적 불확실성으로 인해 추진 속도가 제한되고 있다. 또한 심층 인터뷰 결과를 통해 드러난 바와 같이, PdM 알고리즘의 신뢰성 확보, 장비 로그 및 SVID 데이터 구조 이해 부족, 장비사-IDM 간 데이터 공유 한계, 로봇 적용의 안전성 검증 문제, PM 파트 모듈화의 장기 개발 과제 등은 PM 자동화가 단일 기업의 노력만으로는 해결될 수 없는 산업 공동의 구조적 과제임이 더욱 분명해지고 있다.

이에 따라 Afab WG 활동은 단순한 기술 협력이나 정보 교류 수준을 넘어, 반도체 제조 및 후공정 산업 전체의 공통 기반 인프라를 구축하는 국제적 표준화 여전다로 전환될 필요가 있다. 특히 PM 자동화는 PdM 기술과 반드시 결합되어야 하며, PdM은 데이터 센싱-모델링-예측-스케줄링-제어의 전 과정에서 표준화된 데이터 구조와 인터페이스가 확보되지 않는 이상 실효성을 갖기 어렵다. 장비 EHI, Virtual Metrology, 센서 기반 진단, 열화 추정 및 고장 예측과 같은 기술이 실제 장비 운영 환경에 적용되기 위해서는 통신 프로토콜, SVID·로그 표준, 센싱 포맷, API 구조, 데이터 보안 프레임워크 등 데이터-기술-장비-로봇 간의 상호 연결 표준이 마련되어야 하며, 이는 Afab WG가 산업 전반의 합의를 통해 단계적으로 구축해야 할 핵심 과제이다.

또한 백서가 다룬 바와 같이, PM 자동화의 범위는 전통적인 전공정(FEOL/BEOL)을 넘어 패키징, 테스트, 모듈 조립 등 후공정 영역까지 확장될 필요가 있다. 후공정은 장비 종류가 다양하고 작업 형태가 사람 중심(manual skill)에 의존하는 경향이 크기 때문에 로봇 기반 PM 자동화와 PdM 적용이 더욱 절실함에도 불구하고, 현재 관련 표준이나 데이터 구조는 전공정 대비 훨씬 더 초기 단계에 머물러 있다.

Fan-out 패키징 장비, Burn-in 시스템, Test Cell, Socket 및 인터페이스 보드 교체, Thermal Control Unit(TCU) 유지보수, Handler·Prober의 정렬 및 Calibration 등 후공정 PM 특유의 반복적 작업은 자동화·로봇화·예지화의 잠재적 효과가 매우 크지만, 이를 위해서는 전공정과 구분되는 또 다른 표준화 체계의 확립이 필요하다. 이 점에서 Afab WG는 향후 후공정 분야 기업들과의 협업 범위를 확대하고, 장비 제조사-IDM-OSAT 간의 협의체 구성을 추진하여 후공정 PM 자동화 및 PdM 표준을 체계적으로 개발해 나갈 필요가 있다.

앞으로 Afab WG는 PM 자동화와 PdM 확산을 위한 국제 공동 표준 개발, 데이터 및 Traceability 구조의 통합적 프레임워크 정립, PM 파트 모듈화 및 물류 포장 규격 표준화, 로봇 적용 안전성 기준 수립, 후공정까지 확장된 PM 자동화 레퍼런스 모델 개발 등 산업 전반의 기반 구축 활동을 더욱 강화해야 한다. 더 나아가, 디지털 트윈 기반의 Cyber-Physical 통합 관리 체계 구축, AI 기반 예지 모델의 신뢰성 검증 프로토콜 마련, PM 자동화-PdM-생산 스케줄링-OEE 최적화의 연동 구조 개발 등 차세대 자동화 로드맵을 산업계와 공동으로 설계해 나가는 것이 필요하다.

이러한 활동은 단순히 개별 기업의 자동화 수준을 향상시키는 것을 넘어, 국가 반도체 제조 경쟁력의 중장기적 향상에 결정적 역할을 수행할 것이며, 궁극적으로는 자율운영 팹(Autonomous FAB) 실현을 위한 필수적 기반을 제공하게 될 것이다. 본 백서는 Afab WG가 앞으로 추진해야 할 전략적 방향성을 제시하는 출발점이며, 향후 WG 참여 기업과 국제 기술 위원회 간의 지속적인 협업을 통해 글로벌 반도체 제조 표준화를 선도하는 실질적 성과로 이어질 것으로 기대된다.

[참고문헌]

- J. A. Ramírez-Hernández et al., "Optimal Preventive Maintenance Scheduling in Semiconductor Manufacturing Systems: Software Tool and Simulation Case Studies," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 23, no. 3, pp. 477–489, Aug. 2010, doi: 10.1109/TSM.2010.2051731.
- B. -J. Wu, H. Bai, I. -K. Lin and S. S. Liu, "Al-Cu Pattern Wafer Study on Metal Corrosion Due to Chloride Ion Contaminants," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 23, no. 4, pp. 553–558, Nov. 2010, doi: 10.1109/TSM.2010.2061972.
- Xiaodong Yao, E. Fernandez-Gaucherand, M. C. Fu and S. I. Marcus, "Optimal preventive maintenance scheduling in semiconductor manufacturing," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 17, no. 3, pp. 345–356, Aug. 2004, doi: 10.1109/TSM.2004.831948.
- M. E. Cholette, M. Celen, D. Djurdjanovic, and J. D. Rasberry, "Condition Monitoring and Operational Decision Making in Semiconductor Manufacturing," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 26, no. 4, pp. 454–464, Nov. 2013, doi: 10.1109/TSM.2013.2268861.
- S. -H. Huang, H. -Y. Shih, S. -N. Li, S. -C. Chen and C. -J. Tsai, "Spatial and Temporal Distributions of a Gaseous Pollutant During Simulated Preventive Maintenance and Pipe Leaking Events in a Working Cleanroom," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 22, no. 3, pp. 391–398, Aug. 2009, doi: 10.1109/TSM.2009.2024874.
- I. Regev and D. Benson-Karhi, "Segmentation Models for the Duration of Expected Preventive Maintenance in Semiconductor Fabs," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 29, no. 3, pp. 223–229, Aug. 2016, doi: 10.1109/TSM.2016.2583485.
- A. A. Kalir, K. Rozen and J. R. Morrison, "Evaluation of Preventive Maintenance Segregation: A Multi-Factorial Study," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 30, no. 4, pp. 508–514, Nov. 2017, doi: 10.1109/TSM.2017.2755178.
- E. Akcalt, K. Nemoto and R. Uzsoy, "Cycle-time improvements for photolithography process in semiconductor manufacturing," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 14, no. 1, pp. 48–56, Feb 2001, doi: 10.1109/66.909654.
- L. Zhu, J. Chen and C. -I. Chen, "Prognostics for Semiconductor Sustainability: Tool Failure Behavior Prediction in Fabrication Processes," in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol. 54, no. 6, pp. 3450–3460, June 2024, doi: 10.1109/TSMC.2024.3359851.
- M. Lee, J. R. Morrison, and A. A. Kalir, "Practical Queueing Models for Preventive Maintenance Plan Optimization: Multiple Maintenance Types and Numerical Studies," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 34, no. 1, pp. 104–114, Feb. 2021, doi: 10.1109/TSM.2020.3041789.
- A. A. Kalir, "Segregating Preventive Maintenance Work for Cycle Time Optimization," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 26, no. 1, pp. 125–131, Feb. 2013, doi: 10.1109/TSM.2012.2234152.
- A. Zhakov et al., "Application of ANN for Fault Detection in Overhead Transport Systems for Semiconductor Fab," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 33, no. 3, pp. 337–345, Aug. 2020, doi: 10.1109/TSM.2020.2984326.
- M. Jeon, A. Kumar Khambampati, S. Ko, and K. Y. Kim, "Semiconductor Residue Deposition Monitoring in Exhaust Pipeline Based on Electrical Capacitance Tomography and Convolution Neural Network," in IEEE Sensors Journal, vol. 25, no. 19, pp. 37312–37326, 1 Oct.1, 2025, doi: 10.1109/JSEN.2025.3603629.

- Y. Perlman, E. Crispil, and A. Kalir, "Production Planning and WIP Assignment for Wafer Fabrication Tools With Availability Constraints," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 28, no. 3, pp. 385–392, Aug. 2015, doi: 10.1109/TSM.2015.2439951.
- S. Behzadifari and H. Salehfar, "Preventive Maintenance Scheduling Based on Short Circuit and Overload Currents," in *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 6, no. 4, pp. 1740–1747, July 2015, doi: 10.1109/TSG.2015.2405472.
- M. Kagaya, S. Tanaka, H. Matsui, and T. Moriya, "Using an Optical Motion Sensor for Visualization and Analysis of Maintenance Work on Semiconductor Manufacturing Equipment," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 30, no. 4, pp. 333–338, Nov. 2017, doi: 10.1109/TSM.2017.2750719.
- B. -J. Wu, H. Bai, I. -K. Lin and S. S. Liu, "Al-Cu Pattern Wafer Study on Metal Corrosion Due to Chloride Ion Contaminants," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 23, no. 4, pp. 553–558, Nov. 2010, doi: 10.1109/TSM.2010.2061972.
- B. Zhang and C. -H. Wu, "Joint Dynamic Dispatching and Preventive Maintenance for Unrelated Parallel Machines With Equipment Health Considerations," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 36, no. 4, pp. 578–589, Nov. 2023, doi: 10.1109/TSM.2023.3237917.
- S. Maung, S. Banerjee, D. Draheim, S. Henck, and S. W. Butler, "Integration of in situ spectral ellipsometry with MMST machine control," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 7, no. 2, pp. 184–192, May 1994, doi: 10.1109/66.286854.
- C. -Y. Lee and Z. -H. Dong, "Hierarchical Equipment Health Index Framework," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 32, no. 3, pp. 267–276, Aug. 2019, doi: 10.1109/TSM.2019.2925362.
- S. Hwang, M. K. Jeong, and B. -J. Yum, "Robust Relevance Vector Machine With Variational Inference for Improving Virtual Metrology Accuracy," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 27, no. 1, pp. 83–94, Feb. 2014, doi: 10.1109/TSM.2013.2286498.
- B. -Y. Jou, Y. -T. Chan and S. -T. Tseng, "Designing a Variable EWMA Controller for Process Disturbance Subject to Linear Drift and Step Changes," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 25, no. 4, pp. 614–622, Nov. 2012, doi: 10.1109/TSM.2012.2204908.
- Y. Inoue, K. Suganuma, M. Kamba, and M. Kikkawa, "Development of oil-dissolved hydrogen gas detector for diagnosis of transformers," in *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 5, no. 1, pp. 226–232, Jan. 1990, doi: 10.1109/61.107277.
- B. Kostka, D. Herwig, M. Hanf, C. Zorn, and A. Mertens, "A Concept for Detection of Humidity-Driven Degradation of IGBT Modules," in *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 36, no. 12, pp. 13355–13359, Dec. 2021, doi: 10.1109/TPEL.2021.3090149.
- T. Jin, "Hierarchical Variance Decomposition of System Reliability Estimates With Duplicated Components," in *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 57, no. 4, pp. 564–573, Dec. 2008, doi: 10.1109/TR.2008.2006643.
- J. Wang, H. Hu, C. Pan, and L. Li, "Transient Process Optimization for Dual-Arm Cluster Tools With Wafer Revisiting," in *IEEE Access*, vol. 9, pp. 50093–50105, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3069888.
- R. D. Yearout, P. Reddy and D. L. Grosh, "Standby redundancy in reliability – a review," in *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 35, no. 3, pp. 285–292, Aug. 1986, doi: 10.1109/TR.1986.4335434.
- K. P. White and W. J. Trybula, "Operational analysis of synchrotron-based X-ray lithography: simulation model of wafer flows," in *IEEE Transactions on Electronics Packaging Manufacturing*, vol. 23, no. 4, pp. 337–344, Oct. 2000, doi: 10.1109/6104.895080.

- M. A. Vogelsberger, T. Wiesinger and H. Ertl, "Life-Cycle Monitoring and Voltage-Managing Unit for DC-Link Electrolytic Capacitors in PWM Converters," in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 26, no. 2, pp. 493-503, Feb. 2011, doi: 10.1109/TPEL.2010.2059713.
- A. M. Aliyu and A. Castellazzi, "Prognostic System for Power Modules in Converter Systems Using Structure Function," in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 33, no. 1, pp. 595-605, Jan. 2018, doi: 10.1109/TPEL.2017.2672823.
- T. -S. Yu and T. -E. Lee, "Scheduling Dual-Armed Cluster Tools With Chamber Cleaning Operations," in IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, vol. 16, no. 1, pp. 218-228, Jan. 2019, doi: 10.1109/TASE.2017.2764105.
- P. Birkner, "Field experience with a condition-based maintenance program of 20-kV XLPE distribution system using IRC-analysis," in IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 19, no. 1,
- C. W. Brice, "Infrared Detection of Hot Spots in Energized Electrical Equipment," in IEEE Transactions on Industry Applications, vol. IA-15, no. 3, pp. 319-322, May 1979, doi: 10.1109/TIA.1979.4503660.
- V. Tajnsek, J. Pihler and M. Roser, "Advanced Logistical Systems for the Maintenance of Overhead Distribution Lines Through DCC With the Use of Laser Monitoring," in IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 26, no. 3, pp. 1337-1343, July 2011, doi: 10.1109/TPWRD.2011.2142013.
- Q. Zhu, M. Zhou, Y. Qiao, and N. Wu, "Petri Net Modeling and Scheduling of a Close-Down Process for Time-Constrained Single-Arm Cluster Tools," in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol. 48, no. 3, pp. 389-400, March 2018, doi: 10.1109/TSMC.2016.2598303.
- S. Umeda, K. Tamaki, M. Sumiya, and Y. Kamaji, "Planned Maintenance Schedule Update Method for Predictive Maintenance of Semiconductor Plasma Etcher," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 34, no. 3, pp. 296-300, Aug. 2021, doi: 10.1109/TSM.2021.3071487.
- J. Park et al., "Advancing Condition-Based Maintenance in the Semiconductor Industry: Innovations, Challenges and Future Directions for Predictive Maintenance," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 38, no. 1, pp. 96-105, Feb. 2025, doi: 10.1109/TSM.2025.3530964.
- M. -C. Chen, K. -Y. Chen, M. -F. Hsu and C. -T. Yeh, "A Web Services-Based Collaborative Planning, Forecasting, and Replenishment (CPFR) Framework for Managing Spare Parts of Semiconductor Equipment," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 22, no. 4, pp. 596-600, Nov. 2009, doi: 10.1109/TSM.2009.2028217.
- H. -H. Huang and Y. -H. Huang, "Fuzzy Few-Shot Learning for Predictive Maintenance and Cost-Benefit Analysis in Semiconductor Manufacturing: A Case Study on Photomask Haze," in IEEE Access, vol. 12, pp. 74607-74618, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3405540.
- G. A. Susto, A. Beghi and C. De Luca, "A Predictive Maintenance System for Epitaxy Processes Based on Filtering and Prediction Techniques," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 25, no. 4, pp. 638-649, Nov. 2012, doi: 10.1109/TSM.2012.2209131.
- G. A. Susto, A. Schirru, S. Pampuri, S. McLoone, and A. Beghi, "Machine Learning for Predictive Maintenance: A Multiple Classifier Approach," in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 11, no. 3, pp. 812-820, June 2015, doi: 10.1109/TII.2014.2349359.
- K. Abdelli, H. Griebner and S. Pachnicke, "A Machine Learning-Based Framework for Predictive Maintenance of Semiconductor Laser for Optical Communication," in Journal of Lightwave Technology, vol. 40, no. 14, pp. 4698-4708, 15 July 2022, doi: 10.1109/JLT.2022.3163579.

Min-Hsiung Hung, Fan-Tien Cheng, and Sze-Chien Yeh, "Development of a web-services-based e-diagnostics framework for semiconductor manufacturing industry," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 18, no. 1, pp. 122-135, Feb. 2005, doi: 10.1109/TSM.2004.836664.

A. A. Kalir, Y. Nahum, and A. Sharon, "Hidden Equipment Productivity Opportunities in Semiconductor Fabrication Operations," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 26, no. 4, pp. 448-453, Nov. 2013, doi: 10.1109/TSM.2013.2265713.

N. Fritz, T. Kamp, T. A. Polom, M. Friedel, and R. W. D. Doncker, "Evaluating On-State Voltage and Junction Temperature Monitoring Concepts for Wide-Bandgap Semiconductor Devices," in IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 58, no. 6, pp. 7550-7561, Nov.-Dec. 2022, doi: 10.1109/TIA.2022.3191632.

A. Chen and J. Blue, "Recipe-Independent Indicator for Tool Health Diagnosis and Predictive Maintenance," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 22, no. 4, pp. 522-535, Nov. 2009, doi: 10.1109/TSM.2009.2028215.

J. Moyne, J. Samantaray, and M. Armacost, "Big Data Capabilities Applied to Semiconductor Manufacturing Advanced Process Control," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 29, no. 4, pp. 283-291, Nov. 2016, doi: 10.1109/TSM.2016.2574130.

Yu-Chuan Su, Fan-Tien Cheng, Min-Hsiung Hung, and Hsien-Cheng Huang, "Intelligent prognostics system design and implementation," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 19, no. 2, pp. 195-207, May 2006, doi: 10.1109/TSM.2006.873512.

C. -Y. Hsu, Y. -W. Lu and J. -H. Yan, "Temporal Convolution-Based Long-Short Term Memory Network With Attention Mechanism for Remaining Useful Life Prediction," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 35, no. 2, pp. 220-228, May 2022, doi: 10.1109/TSM.2022.3164578.

Y. Jiang, P. Dai, P. Fang, R. Y. Zhong, and X. Cao, "Electrical-STGCN: An Electrical Spatio-Temporal Graph Convolutional Network for Intelligent Predictive Maintenance," in IEEE Transactions on Industrial Informatics, vol. 18, no. 12, pp. 8509-8518, Dec. 2022, doi: 10.1109/TII.2022.3143148.

Y. Cui, R. Butler, Z. Liu, T. Jaremko, and S. Hinds, "The Future of Predictive Maintenance for Variable Frequency Drives Based on AI/ML," in IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 61, no. 4, pp. 6833-6841, July-Aug. 2025, doi: 10.1109/TIA.2025.3550104.

L. Marshall, K. Rust and K. Schmidt, "300-mm Prime Gaps That Need to Be Addressed to Boost Productivity," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 21, no. 4, pp. 592-599, Nov. 2008, doi: 10.1109/TSM.2008.2005363.

Y. -S. Hsieh, F. -T. Cheng, H. -C. Huang, C. -R. Wang, S. -C. Wang and H. -C. Yang, "VM-Based Baseline Predictive Maintenance Scheme," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 26, no. 1, pp. 132-144, Feb. 2013, doi: 10.1109/TSM.2012.2218837.

C. -Y. Lin, T. -H. Tsai and T. -L. Tseng, "Generative AI for Intelligent Manufacturing Virtual Assistants in the Semiconductor Industry," in IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 10, no. 4, pp. 4132-4139, April 2025, doi: 10.1109/LRA.2025.3544506.

C. -Y. Lee and Z. -H. Dong, "Hierarchical Equipment Health Index Framework," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 32, no. 3, pp. 267-276, Aug. 2019, doi: 10.1109/TSM.2019.2925362.

M. Ghadrhan, S. Peyghami, H. Mokhtari, and F. Blaabjerg, "Floating-Reference On-State Voltage Measurement Strategy for Condition Monitoring Application," in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 38, no. 2, pp. 2529-2538, Feb. 2023, doi: 10.1109/TPEL.2022.3215647.

- M. P. McLaughlin et al., "Improved Color Defect Detection With Machine Learning for After Develop Inspections in Lithography," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 35, no. 3, pp. 418–424, Aug. 2022, doi: 10.1109/TSM.2022.3186607.
- A. A. Kalir et al., "Leveraging Machine Learning for Capacity and Cost on a Complex Toolset: A Case Study," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 36, no. 4, pp. 611–618, Nov. 2023, doi: 10.1109/TSM.2023.3314431.
- J. Moyne and B. Schulze, "Yield Management Enhanced Advanced Process Control System (YMeAPC)—Part I: Description and Case Study of Feedback for Optimized Multiprocess Control," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 23, no. 2, pp. 221–235, May 2010, doi: 10.1109/TSM.2010.2041294.
- G. Roeder, S. Winzer, M. Schellenberger, S. Jank and L. Pfitzner, "Feasibility Evaluation of Virtual Metrology for the Example of a Trench Etch Process," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 27, no. 3, pp. 327–334, Aug. 2014, doi: 10.1109/TSM.2014.2321192.
- P. Li et al., "A Novel Method for Deposit Accumulation Assessment in Dry Etching Chamber," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 32, no. 2, pp. 183–189, May 2019, doi: 10.1109/TSM.2019.2904889.
- C. Liu, L. Zhang, J. Li, J. Zheng and C. Wu, "Two-Stage Transfer Learning for Fault Prognosis of Ion Mill Etching Process," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 34, no. 2, pp. 185–193, May 2021, doi: 10.1109/TSM.2021.3059025.
- C. L. Kahraman, D. Roman, L. Kirschbaum, D. Flynn and J. Swingler, "Machine Learning Pipeline for Power Electronics State of Health Assessment and Remaining Useful Life Prediction," in *IEEE Access*, vol. 12, pp. 136727–136746, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3460177.
- S. -X. Kao and C. -F. Chien, "Deep Learning-Based Positioning Error Fault Diagnosis of Wire Bonding Equipment and an Empirical Study for IC Packaging," in *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, vol. 36, no. 4, pp. 619–628, Nov. 2023, doi: 10.1109/TSM.2023.3243775.
- J. Moyne et al., "A Requirements Driven Digital Twin Framework: Specification and Opportunities," in *IEEE Access*, vol. 8, pp. 107781–107801, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3000437.
- Y. J. Cruz, F. Castano, A. Villalonga, M. Mishra and R. E. Haber, "A Data-Driven Approach for Predicting Remaining Useful Life of Semiconductor Devices Based on Machine Learning and Synthetic Data Generation: A Review and Case Study on SiC MOSFETs," in *IEEE Access*, vol. 13, pp. 138834–138850, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3596444.
- H. Ramamurthy, B. S. Prabhu, R. Gadh and A. M. Madni, "Wireless Industrial Monitoring and Control Using a Smart Sensor Platform," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 7, no. 5, pp. 611–618, May 2007, doi: 10.1109/JSEN.2007.894135.
- C. H. van der Broeck, T. A. Polom, R. D. Lorenz and R. W. De Doncker, "Real-Time Monitoring of Thermal Response and Life-Time Varying Parameters in Power Modules," in *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 56, no. 5, pp. 5279–5291, Sept.–Oct. 2020, doi: 10.1109/TIA.2020.3001524.
- F. -T. Cheng et al., "Industry 4.1 for Wheel Machining Automation," in *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 1, no. 1, pp. 332–339, Jan. 2016, doi: 10.1109/LRA.2016.2517208.
- Y. -H. Hung, "Investigating How the Cloud Computing Transforms the Development of Industries," in *IEEE Access*, vol. 7, pp. 181505–181517, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2958973.
- Q. Wu, S. Shen, H. Zhang and Q. Wang, "High Accuracy and Wide Temperature Range Converter-level On-State Voltage Measurement With Localization Function for SiC MOSFETs," in *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 40, no. 4, pp. 5971–5982, April 2025, doi: 10.1109/TPEL.2024.3510062.

- A. M. Alcaide, G. Buticchi, A. Chub and L. Dalessandro, "Design and Control for High-Reliability Power Electronics: State-of-the-Art and Future Trends," in IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Industrial Electronics, vol. 5, no. 1, pp. 50-61, Jan. 2024, doi: 10.1109/JESTIE.2023.3287513.
- S. Zhao, V. Makis, S. Chen and Y. Li, "Health Assessment Method for Electronic Components Subject to Condition Monitoring and Hard Failure," in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, vol. 68, no. 1, pp. 138-150, Jan. 2019, doi: 10.1109/TIM.2018.2839938.
- Y. -M. Hsieh et al., "An Intelligent Factory Automation System With Multivariate Time Series Algorithm for Chip Probing Process," in IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 8, no. 9, pp. 5464-5471, Sept. 2023, doi: 10.1109/LRA.2023.3295237.
- V. Smet et al., "Ageing and Failure Modes of IGBT Modules in High-Temperature Power Cycling," in IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 58, no. 10, pp. 4931-4941, Oct. 2011, doi: 10.1109/TIE.2011.2114313.
- A. Vaccaro, D. Biadene and P. Magnone, "Remaining Useful Lifetime Prediction of Discrete Power Devices by Means of Artificial Neural Networks," in IEEE Open Journal of Power Electronics, vol. 4, pp. 978-986, 2023, doi: 10.1109/OJPEL.2023.3331814.
- J. Yang, J. Cho, S. B. Lee, J. -Y. Yoo and H. D. Kim, "An Advanced Stator Winding Insulation Quality Assessment Technique for Inverter-Fed Machines," in IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 44, no. 2, pp. 555-564, March-April 2008, doi: 10.1109/TIA.2008.916753.
- J. Weckbrodt, N. Ginot, C. Batard, T. L. Le and S. Azzopardi, "A Bidirectional Communicating Power Supply Circuit for Smart Gate Driver Boards," in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 35, no. 8, pp. 8540-8549, Aug. 2020, doi: 10.1109/TPEL.2019.2960632.
- S. Hwang and J. Kurumida, "Temperature Distribution Sensor for Real-Time Monitoring of Thermal Interface Material," in IEEE Sensors Journal, vol. 25, no. 11, pp. 19497-19505, 1 June 1, 2025, doi: 10.1109/JSEN.2025.3562841.
- J. Zhang et al., "Lifetime Extension Approach Based on the Levenberg-Marquardt Neural Network and Power Routing of DC-DC Converters," in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 38, no. 8, pp. 10280-10291, Aug. 2023, doi: 10.1109/TPEL.2023.3275791.
- D. Xiang, Y. Zheng, H. Li, Y. Gu, N. Zhao and J. Zheng, "Online ESR Monitoring of DC-Link Capacitor in Voltage-Source-Converter Using Damping Characteristic of Switching Ringings," in IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 36, no. 7, pp. 7429-7441, July 2021, doi: 10.1109/TPEL.2020.3042218.
- B. Yu et al., "Case Temperature Waveform Similarity-Based Online Aging Monitoring for SiC MOSFETs of Accelerated Power Cycling Tests for DC-SSPCs," in IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, vol. 13, no. 1, pp. 380-393, Feb. 2025, doi: 10.1109/JESTPE.2024.3513357.
- L. Gong, A. Sharma, M. A. Bhuiya, H. Awad and M. Z. Youssef, "An Adaptive Fault Diagnosis of Electric Vehicles: An Artificial Intelligence Blended Signal Processing Methodology," in IEEE Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, vol. 46, no. 3, pp. 196-206, Summer 2023, doi: 10.1109/ICJECE.2023.3264852.
- L. Bruno, D. D'Amato, R. Leuzzi and V. G. Monopoli, "Analysis of Electrical Aging Effects on AC High Frequency Motor Based on Exchange Market Algorithm Model Parameter Identification," in IEEE Access, vol. 12, pp. 32753-32761, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3371861.
- C. -F. Chien and C. -C. Chen, "Data-Driven Framework for Tool Health Monitoring and Maintenance Strategy for Smart Manufacturing," in IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, vol. 33, no. 4, pp. 644-652, Nov. 2020, doi: 10.1109/TSM.2020.3024284.

이승환, "피지탈 AI 시대, 제조업 혁신 방안", 연구보고서, 25-13호, 국회미래연구원, 2025.

[별첨] 약어 리스트

A

AHP – Analytic Hierarchy Process

AI – Artificial Intelligence

AMHS – Automated Material Handling System

ANN – Artificial Neural Network

API – Application Programming Interface

AR – Auto-associative Regression

AR-GP – Auto-associative Regression-Gaussian Process

Afab WG – Autonomous Fab Working Group

AS-RS – Automated Storage and Retrieval System

C

CBM – Condition-Based Maintenance

CDM – Capacity Decomposition Model

CNN – Convolutional Neural Network

CoA – Certificate of Analysis

COSAR – Council of Semiconductor Advanced Research

CT – Cycle Time

CB / TB – Condition-Based / Time-Based

D

D-DDPM – Decomposed Dynamic Dispatching and Preventive Maintenance

dEWMA – double Exponentially Weighted Moving Average

DT – Digital Twin

E

ECT – Electrical Capacitance Tomography

EHI – Equipment Health Index

EWMA – Exponentially Weighted Moving Average

F

FDC – Fault Detection & Classification

G

GP – Gaussian Process

H

HMM – Hidden Markov Model

HTI – Hotelling T-squared Index

Host – Host System

I

ICT – Information and Communication Technology

IDM – Integrated Device Manufacturer

IGBT – Insulated Gate Bipolar Transistor

M

MDP – Markov Decision Process

MES – Manufacturing Execution System

MIP – Mixed Integer Programming

ML – Machine Learning

MM – Maintenance Module

O

OEE – Overall Equipment Effectiveness

OHT – Overhead Hoist Transport / Overhead Transport System

P

PdM – Predictive Maintenance

PM – Preventive Maintenance

PoC – Proof of Concept

R

R2R – Run-to-Run Control

RUL – Remaining Useful Life

RRVM – Robust Relevance Vector Machine

ROI – Return on Investment

S

SE – Spectral Ellipsometer

SEMI – Semiconductor Equipment and Materials International

SMA / SMI – Smart Manufacturing Initiative

SPC – Statistical Process Control

SVID – System Variable ID

T

TMSE – Target Mean Square Error

V

VEWMA – Variable EWMA (Modified EWMA)

VM – Virtual Metrology

반도체 Autonomous Fab 전환을 위한 PM 자동화/표준 전략