2026·07

SK 주식회사 AX Ackerton Partners

Product 중심 Use Case 설계/구축

제조업의 눈, Vision AI의 원리와 산업 적용 성과 분석

글 | Ackerton Partners, AIM본부 연성모 상무

01 · 도입 배경과 전략적 의미

02 · Vision AI의 작동 원리와 기술적 차별성

03 · 산업별 적용 사례와 검증된 성과

04 · 현장 적용 성공 조건과 실행 로드맵

05 · ROI 관리와 자율제조로의 진화

Executive Summary

필연성 | 육안 검사와 Rule-based 자동화의 구조적 한계

- 숙련 인력 부족, 다품종 소량생산, 비정형 결함 증가는 기존 육안 검사와 고정 임계값 기반 머신비전의 변동성과 유지보수 부담을 확대한다.
- Vision AI는 학습 기반 판단을 통해 복잡한 결함과 환경 변화를 다루며, 품질·생산·안전 데이터를 실시간 의사결정 자산으로 전환한다.[1][2]

전환점 | "보는 시스템"에서 "판단하고 피드백하는 시스템"으로

- 핵심은 카메라 자체가 아니라 데이터 수집-학습-엣지 추론-오류 환류가 연결된 운영체계다. 단발성 정확도보다 재학습 가능성과 현장 시스템 연계성이 성과를 좌우한다.
- Vision AI가 DCS·MES·로봇·설비 제어와 연결되면 검사 자동화를 넘어 공정 조건을 스스로 보정하는 Closed-loop로 진화한다.

가치 검증 | 산업별 성과는 "정확도"보다 경영 KPI에서 확인

- 반도체는 가상 계측과 공정 산포 개선, 배터리는 X-ray 기반 내부 결함 검사, 석유화학은 위험 징후의 초단위 감지, 조립은 3D 인식 기반 혼류 생산으로 가치를 창출한다.[3][5][6][7]
- 공통적으로 AI 판정 결과가 계측 병목, 품질비용, 대응시간, 생산 유연성과 같은 운영 KPI로 연결될 때 투자 타당성이 명확해진다.

운영체계 | PoC 성공보다 Scale-up 구조가 중요

- 우선순위는 결함 비용·병목·안전 리스크가 큰 단일 공정에서 시작하고, Baseline KPI와 실패 기준을 사전에 정의해야 한다.
- 현장 도메인 지식, 데이터 품질, Edge 인프라, MLOps, 모델 드리프트 관리가 결합되지 않으면 우수한 모델도 상용 운영 단계에서 성능이 급격히 저하된다.

Executive Summary

자율제조 | Vision AI는 물리세계의 핵심 인지 계층

- 정부와 선도 제조기업의 투자 방향은 단일 AI 기능이 아니라 인지-판단-제어의 통합으로 이동하고 있다.
- 2024년 산업부는 26개 선도 프로젝트에 3.7조원 규모 민관 투자를 발표했고, 정책 방향은 200개 앵커 프로젝트 확산을 지향했다.[10][11]

Key Insight | Vision AI의 투자 타당성은 "검출 정확도"가 아니라 품질비용, 병목시간, 위험노출, 확산성의 개선으로 판단해야 한다.

01 도입 배경과 전략적 의미

1.1 제조현장의 문제 구조가 바뀌고 있다

제조업의 품질 경쟁은 더 이상 숙련자의 경험과 정해진 검사 규칙만으로 방어하기 어렵다. 고령화와 숙련인력 부족, 제품·공정 조합의 증가, 미세·비정형 결함의 확대가 동시에 진행되면서 검사 기준의 일관성과 생산 유연성이 핵심 경영 이슈가 되었다.

현장 변화	기존 방식의 한계	Vision AI의 대응
숙련인력 부족	육안 판정의 개인차·피로도 증가	24시간 일관된 판단과 작업자 보조
다품종 소량생산	제품 변경 때 Rule·Threshold 재설정	재학습·전이학습으로 변경 대응
미세·비정형 결함	명시적 수식으로 패턴 정의 곤란	데이터 기반 특징 학습과 이상탐지
안전·환경 리스크	수동 순찰과 사후 대응 중심	영상 기반 상시 감지와 즉시 알림

1.2 전통적 머신비전의 한계는 "정확도"보다 "변화 대응 비용"에 있다

Rule-based 머신비전은 조명, 위치, 형상과 결함 조건이 안정적인 환경에서 높은 효율을 제공한다. 그러나 제품 믹스가 늘고 반사·진동·오염 등 현장 노이즈가 커지면 임계값과 로직을 반복 조정해야 한다. 이때 엔지니어링 비용, 다운타임, 과검 비용이 누적된다.[1][2]

Vision AI는 데이터에서 결함의 특징을 학습하기 때문에 명시적으로 규칙을 만들기 어려운 문제에 유리하다. 다만 모든 검사 문제를 AI로 대체하는 것이 정답은 아니다. 규칙으로 충분한 공정은 기존 머신비전이 경제적이며, 복잡성과 변동성이 큰 공정에서 AI의 가치가 커진다.

1.3 전략적 의미: Vision AI는 "검사 자동화"가 아니라 제조 데이터의 인지 계층

- **Quality:**
  불량을 더 빨리 발견하고 원인을 추적해 품질 실패 비용을 줄인다.
- **Productivity:**
  검사 병목과 수작업 판단을 줄여 사이클타임과 가동률을 개선한다.
- **Safety/ESG:**
  위험 행동·연기·누출 등 시각 신호를 상시 감지해 대응 시간을 단축한다.
- **Autonomy:**
  결과를 설비·로봇 제어에 환류하여 자율 보정의 기반을 만든다.

Key Insight

도입 우선순위는 "사람이 보기 힘든 곳"이 아니라 "오판·지연의 경제적 비용이 가장 큰 곳"에서 결정해야 한다.

02 Vision AI의 작동 원리와 기술적 차별성

2.1 핵심 구조: 획득 → 학습 → 추론 → 환류

핵심구조	획득 → 학습 → 추론 → 환류
❶ 이미지 획득	카메라·렌즈·조명·X-ray·3D 센서로 현상을 안정적으로 디지털화
❷ 데이터 학습	정상/불량 라벨과 공정 맥락을 이용해 결함 특징과 경계를 학습
❸ Edge 추론	라인 속도와 네트워크 제약을 고려해 현장에서 실시간 판정
❹ 오류 환류	오판·신규 결함을 수집해 재학습하고 모델 버전을 관리
❺ 제어 연계	연계 MES·DCS·PLC·로봇과 연결해 알림, 선별, 조건 보정으로 확장

2.2 Rule-based와 Deep Learning의 역할 분담

구분	전통적 머신비전	Vision AI
판단 원리	엔지니어가 정한 규칙·임계값	데이터로부터 패턴·특징 학습
적합 문제	규격·위치·치수 등 명확한 조건	스크래치·얼룩·미세 형상 등 복잡한 결함
환경 변화	조도·제품 변경 시 재튜닝 필요	재학습과 전이학습으로 적응 가능
운영 리스크	Rule 복잡도와 유지보수 누적	데이터 편향·모델 드리프트 관리 필요
최적 전략	단순·안정 공정은 계속 활용	복잡·고변동·고가치 문제에 집중 적용

2.3 실제 성능을 결정하는 것은 모델보다 시스템 설계

제조 현장에서는 카메라 위치, 조명, 촬영 타이밍, 라인 속도, 결함 발생 빈도, 네트워크 지연이 모델 정확도만큼 중요하다. 따라서 "좋은 알고리즘"보다 안정적인 데이터 획득과 운영 파이프라인이 선행되어야 한다.

더 많은 내용을 보시려면

파일 다운받기

버튼을 눌러주세요