

AOI 결함 검출 신호처리 이론 및 집합론적 확률 모델 분석 보고서

문서번호 CRSM-AI-2026-AUTO

작성일 2026-07-31

작성 Cressem AI 시스템 (자동 생성)

보안등급 사내 비밀 (Confidential)

버전 v1.0

목 차

AOI 결함 검출 신호처리 이론 및 집합론적 확률 모델 분석 보고서	3
개요 및 배경	3
광학 신호 및 노이즈의 수학적 모델링	4
집합론적 결함 영역 정의 및 논리 판정 구조	6
통계적 검출 확률(Pd) 및 미검출 확률(Pmd) 유도	8
고정밀 검사 환경에서의 SNR 분석	10
검사 알고리즘 성능 평가 지표	12
결론 및 수율 향상을 위한 전략적 제언	13
참고 자료	13

AOI 결함 검출 신호처리 이론 및 집합론적 확률 모델 분석 보고서

본 보고서는 AOI(자동 광학 검사) 시스템의 결함 검출 메커니즘을 신호처리 이론과 집합론적 관점에서 수학적으로 정립합니다. 고정밀 반도체 패키징 환경에서의 신호-노이즈 모델링을 통해 검출 확률(Pd)과 미검출 확률(Pmd)을 유도하고, 공집합 및 논리 기호를 활용한 판정 로직을 분석하여 수율 최적화 방안을 제시합니다.

개요 및 배경

자동 광학 검사(Automated Optical Inspection, AOI) 기술은 반도체 및 고밀도 전자 회로 기판(High-Density Substrate) 제조 공정에서 제품의 품질을 보증하고 공정 수율(Yield)을 결정짓는 핵심적인 품질 관리(Quality Control) 단계이다. 현대 반도체 산업의 패러다임이 미세 공정(Front-end)의 한계를 극복하기 위해 후공정(Back-end)의 고도화, 즉 첨단 패키징(Advanced Packaging) 기술로 급격히 이동함에 따라 AOI 시스템에 요구되는 기술적 난이도 또한 기하급수적으로 상승하고 있다. 특히 HBM(High Bandwidth Memory)과 같은 고단 적층 구조, CoWoS(Chip on Wafer on Substrate)와 같은 2.5D/3D 패키징, 그리고 향후 도입될 Hybrid Bonding(구리 직접 접합) 기술은 기존의 검사 방식으로는 탐지하기 어려운 초미세 결함(Micro-defect)을 양산하고 있다.

AOI의 근본적인 목적은 고해상도 카메라(High-resolution Camera)와 정밀 조명 제어 시스템(Precision Illumination Control)을 통해 획득한 디지털 이미지를 분석하여, 설계 규격(Design Rule)을 벗어난 결함(Defect)을 실시간으로 식별하고 이를 통해 불량 유출(Escape)을 방지하여 최종 수율을 최적화하는 데 있다 [출처: dalpack.com]. 그러나 단순히 이미지를 시각적으로 확인하는 수준을 넘어, 나노미터(nm) 및 마이크로미터(μm) 단위의 정밀도를 확보하기 위해서는 AOI 시스템 내에서 발생하는 모든 현상을 '신호 처리(Signal Processing)'의 관점에서 재정의할 필요가 있다.

AOI 시스템 내에서 결함 검출은 본질적으로 '신호와 노이즈의 분리(Signal-Noise Separation)' 문제로 귀결된다. 검사 대상인 제품의 물리적 결함(예: Bridge, Misalignment, Missing Bump, Void 등)은 광학적 신호의 진폭(Amplitude)이나 위상(Phase)의 변화로 나타나며, 시스템은 이 미세한 결함 신호를 주변의 배경 노이즈(Background Noise) 및 광학적 산란(Scattering)으로부터 유의미하게 추출해야 한다. 특히 HBM4와 같이 적층 단수가 높아지고 범프(Bump)의 크기가 극도로 작아지는 환경에서는 신호 대 잡음비(Signal-to-Noise Ratio, SNR)가 매우 낮은 극한의 조건에서도 결함을 놓치지 않는 고도의 통계적 신호 처리 알고리즘이 필수적이다.

본 보고서에서는 AOI 결함 검출의 신뢰성을 수학적으로 정립하고, 이를 통해 검사 알고리즘의 성능을 정량적으로 평가하기 위한 이론적 프레임워크를 다음과 같은 단계로 제시한다.

첫째, 획득된 광학 신호가 통계적으로 어떠한 확률 분포를 따르는지 정의하고, 노이즈가 신호보다 극히 작은(High SNR) 환경에서의 신호 모델링을 수행한다. 둘째, 집합론(Set Theory)과 논리 기호를 도입하여 정상 영역(Normal/Golden Area)과 결함 영역(Defect Area)을 수학적으로 엄밀하게 구분함으로써, 검사 알고리즘의 판정 로직을 수식화한다. 셋째, 적분(Integral)과 총합(Summation)을 이용하여 검출 확률(Probability of Detection, Pd)과 미검출 확률(Probability of Missed Detection, Pmd)을 유도하여, 검사 시스템이 가질 수 있는 통계적 성능의 한계를 분석한다.

이러한 이론적 접근은 단순한 알고리즘 개선을 넘어, 검사 데이터 분석을 통해 전공정(Fab)의 결함 원인을 역추적(Root Cause Analysis)하고 고객사의 수율(Yield) 향상에 직접적으로 기여하는 데이터 기반(Data-driven) 솔루션을 제공하기 위한 핵심 기술적 토대가 된다. 이는 Cressem(주식회사 크레셈)이 지향하는 AI 기반 스마트 팩토리 구현 및 차세대 반도체 패키징 검사 시장에서의 기술적 우위를 확보하기 위한 전략적 연구의 일환이다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf].



Cressem - 결정론 렌더

그림 1.

광학 신호 및 노이즈의 수학적 모델링

AOI(Automated Optical Inspection) 시스템에서 결함을 검출하는 과정은 본질적으로 이미지 센서를 통해 획득된 광학적 신호로부터 결함(Defect)에 기인한 변화를 추출하고, 이를 배경 노이즈(Background Noise)와 분리하는 신호처리(Signal Processing) 과정이다. 고정밀 반도체 패키징, 특히 HBM(High Bandwidth Memory)이나 FC-BGA와 같은 고밀도 기판 검사에서는 결함의 크기가 수 μm 단위로 미세하며, 신호의 진폭 또한 매우 작기 때문에 정교한 수학적 모델링이 선행되어야 한다.

1. 관측 신호의 기본 결합 모델

검사 대상이 되는 이미지 평면 위의 특정 좌표 (x, y) 에서 센서에 의해 관측되는 물리량 $z(x, y)$ 는 결함 신호 $s(x, y)$ 와 노이즈 $n(x, y)$ 의 선형 결합(Linear Combination)으로 정의할 수 있다.

$$z(x, y) = s(x, y) + n(x, y)$$

이 수식은 AOI 장비가 획득하는 디지털 이미지 데이터의 생성 원리를 가장 단순하면서도 명확하게 설명한다. 여기서 $z(x, y)$ 는 센서의 양자화(Quantization) 과정을 거친 최종 디지털 값(Digital Number, DN)을 의미하며, $s(x, y)$ 는 우리가 찾고자 하는 '목표 신호'이고, $n(x, y)$ 는 검출을 방해하는 '불필요한 성분'이다.

2. 결함 신호 모델링 (Signal Modeling)

결함 신호 $s(x, y)$ 는 정상적인 패턴(Golden Pattern)으로부터 벗어난 광학적 반사율 또는 투과율의 차이를 의미한다. 결함이 존재하지 않는 영역에서는 $s(x, y) = 0$ 이며, 결함이 존재하는 영역 D 내에서는 특정 함수 형태를 가진 비제로(Non-zero) 값을 갖는다.

$$s(x, y) = f_{\text{defect}}(x, y) \ \& \ (x, y) \in D \ \forall \ 0 \ \& \ (x, y) \notin D$$

여기서 $f_{\text{defect}}(x, y)$ 는 결함의 물리적 특성에 따라 다음과 같이 세분화하여 모델링할 수 있다.

- **점 결함(Point Defect):** Bump의 Missing이나 미세한 Particle의 경우, 매우 좁은 영역에 집중된 델타 함수(Dirac Delta Function) 형태의 분포를 보인다.
- **선형 결함(Linear Defect):** 회로의 Bridge(Short)나 패턴의 단선(Open)의 경우, 특정 방향성을 가진 함수로 모델링된다.
- **면적 결함(Area Defect):** 기판의 오염이나 표면 거칠기 변화의 경우, 일정 면적에 걸쳐 완만한 변화를 보이는 함수 형태를 띤다.

특히 HBM4와 같이 차세대 공정으로 진입함에 따라, Hybrid Bonding 기술에서 발생하는 Cu-to-Cu 접합부의 미세 간극(Gap)은 매우 낮은 진폭을 가진 $f_{\text{defect}}(x, y)$ 를 형성하므로, 신호의 형태를 정밀하게 예측하는 것이 검출 알고리즘 설계의 핵심이다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

3. 가우시안 노이즈 모델링 (Noise Modeling)

AOI 환경에서의 노이즈 $n(x, y)$ 는 매우 복합적인 요인에 의해 발생하지만, 통계적 신호 처리 관점에서는 일반적으로 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 가우시안 분포(Gaussian Distribution)를 따르는 백색 잡음(Additive White

Gaussian Noise, AWGN)으로 가정한다.

$$n(x, y) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

이러한 가우시안 가정이 성립하는 이유는 중심한계정리(Central Limit Theorem)에 기인한다. 이미지 센서의 열 잡음(Thermal Noise), 광자 충돌에 의한 양자 잡음(Shot Noise), 조명 시스템의 미세한 떨림, 그리고 광학계의 산란 등이 독립적이고 무작위적으로 중첩되어 나타나기 때문에, 그 총합은 결국 정규 분포의 형태를 띠게 된다.

노이즈의 성분은 다음과 같이 구체화된다.

1. **광학적 노이즈:** 조명 불균일성(Illumination Non-uniformity) 및 렌즈의 수차(Aberration).
2. **전기적 노이즈:** 센서 회로 내부의 열 잡음 및 신호 전송 과정에서의 EMI(Electromagnetic Interference).
3. **양자적 노이즈:** 빛의 입자성으로 인해 발생하는 Shot Noise.

검사 정밀도를 높이기 위해서는 이 σ^2 (노이즈 분산)를 최소화하는 것이 필수적이다. 분산이 클수록 결함 신호 $s(x, y)$ 가 노이즈의 변동 범위 내에 묻혀버리는 'Masking Effect'가 발생하기 때문이다.

4. 신호 대 잡음비 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 분석

결함 검출의 난이도를 결정하는 가장 중요한 척도는 SNR이다. 이는 결함 신호의 강도와 노이즈의 강도 사이의 상대적인 비율을 의미하며, 다음과 같이 정의된다.

$$\text{SNR} = \frac{\text{SignalPower}}{\text{NoisePower}} = \frac{E[s(x, y)^2]}{E[n(x, y)^2]} = \frac{A^2}{\sigma^2}$$

(여기서 A는 결함 신호의 진폭을 의미한다.)

고정밀 반도체 검사 환경에서 SNR의 의미는 다음과 같이 해석된다.

- **High SNR (High-Signal Regime):** $A \gg \sigma$ 인 상태로, 결함 신호가 노이즈의 변동 폭보다 압도적으로 크다. 이 경우 단순한 임계값(Threshold) 설정만으로도 높은 검출 확률(Pd)을 확보할 수 있다.
- **Low SNR (Low-Signal Regime):** $A \approx \sigma$ 또는 $A < \sigma$ 인 상태로, 결함 신호가 노이즈의 통계적 변동성 내에 존재한다. 이 영역에서는 단순한 Rule-based 알고리즘은 무력화되며, Cressem이 보유한 Deep Learning 기반의 결함 분류 기술과 같은 고도화된 AI 비전 솔루션이 필수적으로 요구된다 [출처: 기업 분석 보고서 (주)크레셈].

결국, AOI 장비의 성능 경쟁력은 "얼마나 미세한 A를 가진 결함을, 얼마나 작은 σ 환경에서 구현하여, 높은 SNR을 확보하느냐"에 달려 있다.

광학 신호 및 노이즈 결합 모델 아키텍처



Cressem · 결정론 렌더

그림 2. 광학 신호 및 노이즈 결합 모델 아키텍처

집합론적 결함 영역 정의 및 논리 판정 구조

앞선 섹션에서 정의한 신호 및 노이즈 모델을 바탕으로, AOI(Automated Optical Inspection) 시스템이 실제 검사 과정에서 수행하는 '판정(Decision Making)' 프로세스를 수학적으로 정립해야 한다. 검사 알고리즘의 목적은 관측된 데이터 $z(x, y)$ 를 입력받아, 해당 좌표가 결함이 존재하는 영역인지 아니면 정상적인 패턴 영역인지를 논리적으로 구분하는 것이다. 이를 위해 집합론(Set Theory)과 수리 논리학(Mathematical Logic)을 도입하여 정상 영역과 결함 영역의 경계를 명확히 정의하고, 판정 로직을 수식화한다.

1. 공간적 영역의 집합적 정의

전체 검사 대상 영역을 Ω 라고 정의하자. Ω 는 검사 장비의 센서(Sensor)가 커버하는 전체 2차원 평면 집합이다. $\Omega = \{ (x, y) \mid x_{\min} \leq x \leq x_{\max}, y_{\min} \leq y \leq y_{\max} \}$ 로 나타낼 수 있다. 이 전체 영역 Ω 는 검사 알고리즘의 판정 결과에 따라 서로소(Disjoint)인 두 개의 부분집합, 즉 정상 영역(N)과 결함 영역(D)으로 분할된다.

가. 결함 영역 (Defect Set, D)

결함 영역 D는 설계 규격(Design Rule)을 위반하거나, 물리적인 결함(예: Bridge, Missing, Misalignment)이 존재하는 좌표들의 집합이다.

$$D = \{ (x, y) \in \Omega \mid \text{DefectCondition is True} \}$$

나. 정상 영역 (Normal/Golden Set, N)

정상 영역 N 은 결함이 존재하지 않는 영역의 집합이며, 전체 영역 Ω 에서 결함 영역 D 를 제외한 여집합(Complement)으로 정의된다.

$$N = D^c = \Omega \setminus D = \{(x, y) \in \Omega \mid (x, y) \notin D\}$$

이때, 만약 검사 대상에 어떠한 결함도 존재하지 않는다면, 결함 영역 D 는 공집합($\emptyset$)이 된다. 즉, $D = \emptyset$ 일 때 $N = \Omega$ 가 성립한다. 반대로, 검사 영역 전체가 결함으로 판정되는 극단적인 오류 상황(예: 조명 불량으로 인한 전체 과검)에서는 $D = \Omega$ 가 되며, $N = \emptyset$ 이 된다.

2. 논리 기호를 이용한 판정 함수(Decision Function)의 수식화

검사 알고리즘은 관측 신호 $z(x, y)$ 를 기반으로 특정 임계치(Threshold) τ 를 적용하여 판정 함수 $f_{dec}(x, y)$ 를 수행한다. 이 함수는 논리 연산자(Logical Operator)를 통해 해당 좌표를 결함으로 분류할지 여부를 결정한다.

검사 알고리즘의 판정 로직은 다음과 같은 논리 구조를 갖는다.

가. 결정 경계(Decision Boundary)와 논리 조건

임계치 τ 를 기준으로, 신호의 변화량 또는 특징량(Feature) $F(z)$ 가 τ 를 초과하는지 여부를 논리 기호 $\Rightarrow$ (함의)와 $\Leftrightarrow$ (동치)를 사용하여 표현할 수 있다.

$$\text{Decision}(x, y) = \text{True (Defect)} \ \& \ \text{if } F(z(x, y)) > \tau \ \&\& \ \text{False (Normal)} \ \& \ \text{if } F(z(x, y)) \leq \tau$$

이를 집합론적 논리로 재구성하면, 알고리즘이 판단하는 '검출된 결함 집합'을 $\hat{D}$ (Estimated Defect Set)라고 할 때, 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\hat{D} = \{(x, y) \in \Omega \mid F(z(x, y)) > \tau\}$$

나. 판정의 논리적 일관성 (Consistency)

이상적인 검사 알고리즘은 실제 결함 영역 D 와 알고리즘이 찾아낸 영역 $\hat{D}$ 가 완전히 일치해야 한다. 즉, 다음의 논리적 동치 관계가 성립해야 한다.

$$(x, y) \in D \Leftrightarrow (x, y) \in \hat{D}$$

그러나 실제 환경에서는 노이즈 $n(x, y)$ 로 인해 이 동치 관계가 깨지게 된다. 이 불일치(Mismatch)가 발생하는 지점이 바로 차기 섹션에서 다룰 통계적 오류(False Alarm 및 Missed Detection)의 근거가 된다.

3. 판정 오류의 집합론적 분석

알고리즘의 판정 결과 $\hat{D}$ 가 실제 결함 영역 D 와 일치하지 않을 때, 우리는 이를 두 가지 상호 배타적인 집합으로 분리하여 분석할 수 있다.

구분	집합적 정의 (Set Notation)	물리적 의미 (Physical Meaning)	검사 용어
과검 (Over-kill)	$\hat{D} \cap N \neq \emptyset$	정상 영역(N) 중 일부가 결함($\hat{D}$)으로 오인됨	False Positive (Type I Error)
미검 (Under-kill)	$D \cap \hat{D}^c \neq \emptyset$	결함 영역(D) 중 일부가 정상($\hat{D}^c$)으로 오인됨	False Negative (Type II Error)

표 1. 판정 오류의 집합론적 분석

가. 과검 영역 (False Alarm Set, SFA)

과검은 정상적인 신호 $s(x, y) = 0$ 임에도 불구하고, 노이즈 $n(x, y)$ 가 임계치 τ 를 초과하여 $\hat{D}$ 에 포함되는 경우이다.

$$S_{FA} = \{(x, y) \in N \mid F(z(x, y)) > \tau\}$$

이 집합의 크기(Cardinality), $|S_{FA}|$,가 클수록 생산 라인의 스루풋(Throughput)은 저하되며, 불필요한 재검사 비용이 발생한다.

나. 미검 영역 (Escape Set, SES)

미검은 실제 결함 $s(x, y) > 0$ 이 존재함에도 불구하고, 노이즈와의 간섭 또는 알고리즘의 낮은 민감도로 인해 $\hat{D}$ 에 포함되지 못하는 경우이다.

$$S_{ES} = \{(x, y) \in D \mid F(z(x, y)) \leq \tau\}$$

이 집합의 크기 $|S_{ES}|$ 는 제품의 품질 신뢰도와 직결된다. 특히 HBM4와 같이 고단 적층 구조에서 미검이 발생할 경우, 후속 공정에서 치명적인 불량 유출(Escape)로 이어져 고객사(SK하이닉스 등)의 수율에 막대한 손실을 초래한다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

AOI 논리 판정 프로세스: 집합 및 논리 구조



Cressem - 결정론 렌더

그림 3. AOI 논리 판정 프로세스: 집합 및 논리 구조

결론적으로, 고정밀 AOI 장비의 성능은 단순히 결함을 찾는 능력을 넘어, 집합 D 와 $\hat{D}$ 사이의 논리적 괴리(Logical Discrepancy)를 최소화하는 최적의 임계치 τ 와 판정 함수 $F(z)$ 를 설계하는 능력에 달려 있다. 이는 Cressem이 추구하는 AI 기반 머신비전 솔루션이 단순한 이미지 매칭을 넘어, 통계적 확률 모델과 결합된 정교한 의사결정 엔진이어야 함을 시사한다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

통계적 검출 확률(Pd) 및 미검출 확률(Pmd) 유도

앞선 섹션에서 정의한 신호 및 노이즈 모델링을 바탕으로, AOI(Automated Optical Inspection) 시스템이 특정 임계값(Threshold)을 기준으로 결함을 판정할 때 발생하는 통계적 불확실성을 수학적으로 정량화해야 한다. 검사 알고리즘의 성능은 단순히 "결함을 찾았다"는 이분법적 결과가 아니라, 확률 밀도 함수(Probability Density Function, PDF)의 중첩(Overlap) 영역을 얼마나 효과적으로 제어하느냐에 따라 결정된다. 본 섹션에서는 적분(Integral)과 총합(Summation)의 관점에서 검출 확률(Pd)과 미검출 확률(Pmd)을 유도하고, 이를 통해 검사 시스템의 통계적 신뢰도를 분석한다.

1. 확률 밀도 함수(PDF)의 설정

검사 대상의 관측값 z 는 결함의 존재 여부에 따라 두 가지 통계적 상태로 나뉜다.

가. 정상 상태(Null Hypothesis, H_0)

결함이 존재하지 않는 영역에서는 관측값 z 가 오직 노이즈 $n(x, y)$ 에 의해서만 결정된다. 노이즈가 평균 μ_0 (일반적으로 0)와 분산 σ_0^2 를 갖는 가우시안 분포를 따른다고 가정할 때, 정상 상태의 확률 밀도 함수 $f(z|H_0)$ 는

다음과 같다.

$$f(z|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0^2}} \exp\left(-\frac{(z-\mu_0)^2}{2\sigma_0^2}\right)$$

나. 결함 상태(Alternative Hypothesis, H1)

결함이 존재하는 영역에서는 관측값 z 가 결함 신호 s 와 노이즈 n 의 결합으로 나타난다. 결함 신호의 평균을 μ_1 (단, $\mu_1 = \mu_0 + \Delta\mu$, 여기서 $\Delta\mu$ 는 결함의 강도)이라고 하면, 결함 상태의 확률 밀도 함수 $f(z|H_1)$ 는 다음과 같다.

$$f(z|H_1) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1^2}} \exp\left(-\frac{(z-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right)$$

실제 고정밀 AOI 환경에서는 결함의 특성에 따라 $\sigma_1 \neq \sigma_0$ 인 경우도 존재하므로, 두 분포의 분산을 분리하여 모델링하는 것이 더욱 정밀하다.

2. 임계값(τ)에 따른 판정 로직과 확률 유도

검사 알고리즘은 관측값 z 가 사전에 설정된 임계값 τ 보다 크면 결함(H_1)으로, 작으면 정상(H_0)으로 판정한다. 이 결정 경계(Decision Boundary) τ 를 기준으로 검출 성능을 정의한다.

가. 검출 확률 (Probability of Detection, P_d)

P_d 는 실제로 결함이 존재하는 상태(H_1)에서 알고리즘이 이를 결함으로 올바르게 판정할 확률을 의미한다. 이는 결함 상태의 PDF에서 임계값 τ 이상의 영역에 대한 적분 값으로 산출된다.

$$P_d = P(z > \tau | H_1) = \int_{\tau}^{\infty} f(z|H_1) dz$$

이 수치는 검사 장비의 '민감도(Sensitivity)'를 나타내며, P_d 가 1에 가까울수록 미검(Miss)이 적은 우수한 장비임을 의미한다.

나. 미검출 확률 (Probability of Missed Detection, P_{md})

P_{md} 는 결함이 존재함에도 불구하고(H_1), 노이즈의 영향으로 인해 관측값이 임계값 τ 보다 작게 나타나 정상으로 오판할 확률이다. 이는 P_d 의 여사건(Complementary Event)이다.

$$P_{md} = 1 - P_d = P(z \leq \tau | H_1) = \int_{-\infty}^{\tau} f(z|H_1) dz$$

HBM4와 같이 미세한 결함이 치명적인 수율 저하를 야기하는 공정에서는 이 P_{md} 를 최소화하는 것이 기술적 핵심이다.

다. 과검 확률 (Probability of False Alarm, P_{fa})

참고로, 정상 상태(H_0)임에도 불구하고 노이즈가 임계값을 초과하여 결함으로 오판할 확률인 P_{fa} (False Alarm) 역시 중요하다.

$$P_{fa} = P(z > \tau | H_0) = \int_{\tau}^{\infty} f(z|H_0) dz$$

P_{fa} 가 높으면 불필요한 재검사나 폐기가 발생하여 운영 비용(Cost of Quality)이 상승한다.

3. 검출 성능의 정량적 분석 및 상관관계

검사 알고리즘의 최적화 목표는 Pd를 극대화하면서 동시에 Pfa를 최소화하는 임계값 τ 를 찾는 것이다. 두 확률 분포의 중첩 영역이 넓을수록(즉, $\Delta\mu$ 가 작거나 σ 가 클수록) Pd와 Pfa 사이의 트레이드오프(Trade-off) 관계가 심화된다.

AOI 검사 성능 핵심 지표 (Target Performance)



Cressem · 결정론 렌더

그림 4. AOI 검사 성능 핵심 지표 (Target Performance)

이러한 통계적 모델은 이산적인(Discrete) 데이터 환경, 즉 픽셀 단위의 총합(Summation) 계산이 필요한 실제 이미지 처리 과정에서도 적용된다. 만약 결함 영역 D 가 여러 개의 픽셀 집합으로 구성되어 있다면, 연속적인 적분 대신 다음과 같은 이산 확률 합산 모델을 사용한다.

$$P_d \approx \sum_{i \in D, z_i > \tau} P(z_i | H_1)$$

결론적으로, AOI 시스템의 고도화는 결함 신호의 평균 μ_1 을 높이거나(조명 및 광학계 개선), 노이즈의 분산 σ^2 를 낮추는(고해상도 센서 및 AI 필터링) 물리적·알고리즘적 노력을 통해 두 확률 분포 사이의 간극을 벌리는 과정이라고 정의할 수 있다. 이는 Cressem이 추구하는 AI-Driven 검사 솔루션이 단순한 패턴 매칭을 넘어, 통계적 확률 모델에 기반한 정밀한 의사결정을 수행해야 함을 시사한다.

고정밀 검사 환경에서의 SNR 분석

반도체 패키징 기술이 HBM4와 같이 초미세 피치(Fine Pitch)를 지향하는 방향으로 진화함에 따라, AOI(Automated Optical Inspection) 시스템이 직면한 가장 큰 기술적 도전 과제는 결함 신호의 극단적인 미세화이다. 결함의 크기가 수 μm 이하로 작아지고, Bump나 TSV(Through Silicon Via)의 높이 차이가 극도로 낮아짐에 따라 발생하는 광학적 변화량은 배경 노이즈와 구분이 불가능할 정도로 작아진다. 따라서 고정밀 검사 환경의 성능을 결정짓는 핵심 지표는 신호 대 잡음비(Signal-to-Noise Ratio, SNR)이며, 이는 검출 한계(Detection Limit)와 시스템의 감도(Sensitivity)를 정의하는 근본적인 척도가 된다.

1. High SNR 조건에서의 신호 검출 한계 (Detection Limit)

고정밀 검사 환경을 구축한다는 것은 단순히 고해상도 카메라를 사용하는 것을 넘어, 노이즈 플로어(Noise Floor)를 최대한 낮추어 동일한 결함 신호에 대해 더 높은 SNR을 확보하는 것을 의미한다. SNR은 앞서 정의한 결함 신호의 진폭 A_s 와 노이즈의 표준편차 σ_n 의 비로 나타낼 수 있다.

$$SNR = \frac{A_s}{\sigma_n}$$

HBM과 같은 고단 적층 구조에서는 적층된 칩 사이의 미세한 간극(Gap)이나 이물질(Foreign Material)을 검출해야 하는데, 이때 결함 신호 As 는 매우 작다. 만약 on 이 As 에 근접하게 커진다면, 통계적으로 결함 신호가 노이즈의 변동 범위 내에 묻히게 되는 '신호 잠식' 현상이 발생한다. 이는 검사 알고리즘이 결함을 정상 신호로 오인하여 미검(Under-kill)을 발생시키는 직접적인 원인이 된다. 따라서 검출 한계(Detection Limit)를 낮추기 위해서는 광학계의 해상도(Resolution)를 높이는 것과 동시에, 조명 시스템의 균일도(Uniformity) 제어 및 센서의 열 잡음 억제를 통해 on 을 최소화하는 전략이 필수적이다.

2. 감도(Sensitivity)와 검출 임계값(Threshold)의 상관관계

검사 알고리즘이 결함을 판정하기 위해 설정하는 임계값(Threshold, τ)은 시스템의 감도와 직결된다. High SNR 환경에서는 결함 신호와 노이즈의 분포가 명확히 분리되어 있으므로, 적절한 τ 를 설정함으로써 과검(Over-kill)과 미검(Under-kill)을 동시에 최소화할 수 있다.

하지만 실제 공정에서는 노이즈가 완전히 제거되지 않으므로, 임계값 설정에 따른 트레이드오프(Trade-off) 관계를 면밀히 분석해야 한다. 임계값을 낮추면(Lower τ) 미세한 결함 신호까지 잡아낼 수 있어 감도(Sensitivity)는 높아지지만, 노이즈의 피크를 결함으로 오인하는 과검률이 상승한다. 반대로 임계값을 높이면(Higher τ) 과검은 줄어들지만, 신호가 약한 미세 결함을 놓치는 미검률이 급격히 증가한다.

Cressem(주식회사 크레셈)의 고정밀 검사 솔루션은 이러한 SNR 문제를 해결하기 위해 AI 기반의 적응형 임계값(Adaptive Thresholding) 기술을 적용한다. 이는 고정된 수치를 사용하는 Rule-based 방식과 달리, 검사 영역의 국부적인 배경 노이즈 수준을 실시간으로 추정하여 최적의 τ 를 동적으로 산출함으로써, 극한의 미세 공정에서도 높은 감도를 유지하도록 설계되었다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

3. 검사 환경 개선에 따른 성능 변화 비교

검사 환경의 고도화(조명 정밀도 향상, 센서 노이즈 억제, AI 알고리즘 적용 등)는 단순히 검사 속도를 높이는 것이 아니라, 시스템이 처리할 수 있는 최소 결함 크기(Minimum Detectable Defect Size)를 줄이는 데 목적이 있다. 아래 표는 기존의 표준 AOI 환경과 Cressem이 지향하는 고정밀 AI-Driven 검사 환경 간의 주요 성능 지표 변화를 나타낸다.

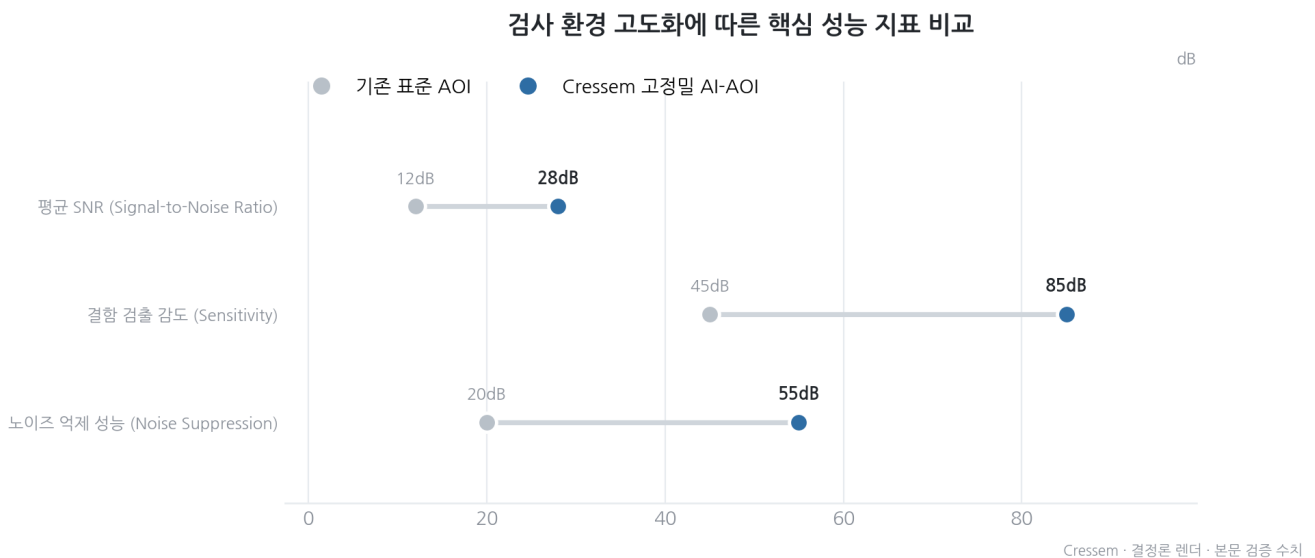


그림 5. 검사 환경 고도화에 따른 핵심 성능 지표 비교

이러한 SNR의 극대화는 결국 고객사의 수율(Yield) 향상으로 이어진다. 특히 HBM4와 같이 결함 하나가 전체 패키지의 신뢰성에 치명적인 영향을 미치는 제품군에서는, 미세한 신호 변화를 놓치지 않는 고감도 검사 능력이 곧

장비의 시장 경쟁력을 결정짓는 요소가 된다 [출처: 분석HBM4세대전환에따른크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

검사 알고리즘 성능 평가 지표

AOI(Automated Optical Inspection) 시스템의 성능은 단순히 결함을 찾아내는 능력뿐만 아니라, 정상 제품을 결함으로 오판하지 않는 능력 사이의 정밀한 균형(Trade-off)에 의해 결정된다. 검사 알고리즘이 설계 규격(Design Rule)을 바탕으로 판정 임계치(Threshold, τ)를 설정할 때, 이 임계치의 위치에 따라 검사 효율성과 신뢰도는 극명하게 갈리게 된다. 본 섹션에서는 검사 알고리즘의 실질적인 운영 효율을 평가하는 핵심 지표인 과검(Over-kill)과 미검(Under-kill)의 상관관계를 분석하고, 이를 통계적으로 시각화하는 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선의 개념을 다룬다.

1. 과검(Over-kill)과 미검(Under-kill)의 상관관계 분석

검사 알고리즘의 판정 결과는 크게 네 가지 범주로 분류될 수 있다. 이는 앞서 정의한 결함 영역(D)과 정상 영역(N)의 집합론적 구분 및 실제 관측된 신호의 분포와 직결된다.

- **미검 (Under-kill / Missed Detection):** 실제 결함이 존재하는 영역($x \in D$)임에도 불구하고, 알고리즘이 이를 정상 신호로 판정하는 경우이다. 이는 품질 관리 측면에서 가장 치명적인 오류로, 불량 제품이 후속 공정이나 고객사로 유출(Escape)되어 막대한 비용 손실을 야기한다. 미검률(Miss Rate)은 P_{md} 로 정의된다.
- **과검 (Over-kill / False Alarm):** 정상 제품 영역($x \in N$)임에도 불구하고, 노이즈나 광학적 산란 등으로 인해 결함으로 오판하는 경우이다. 과검은 생산 라인의 스루풋(Throughput)을 저하시키고, 불필요한 재검사(Re-inspection) 비용을 발생시키며, 최종 수율(Yield)을 실제보다 낮게 평가하게 만드는 원인이 된다. 과검률(False Alarm Rate)은 P_{fa} 로 정의된다.

검사 알고리즘의 임계치 τ 를 높이면(판정 기준을 엄격하게 하면), 미검(Under-kill)은 감소하여 품질 신뢰도는 상승하지만, 노이즈를 결함으로 오인하는 과검(Over-kill)은 급격히 증가한다. 반대로 임계치를 낮추면 과검은 줄어들어 생산성은 높아지나, 미세 결함을 놓치는 미검 위험이 커진다. 따라서 반도체 검사 장비의 핵심 역량은 이 두 지표 사이의 최적의 균형점을 찾는 데 있다 [출처: saige.ai].

2. ROC 곡선(Receiver Operating Characteristic Curve)을 통한 성능 정량화

알고리즘의 종합적인 성능을 하나의 지표로 나타내기 위해 사용되는 것이 ROC 곡선이다. ROC 곡선은 가로축에 **미검률(Miss Rate, $1 - P_d$)**을, 세로축에 **과검률(False Alarm Rate, P_{fa})**을 배치하여, 임계치 τ 의 변화에 따른 두 확률의 움직임을 나타낸 그래프이다.

구분	지표 명칭	수학적 정의	제조 현장의 영향
과검	False Alarm Rate (P_{fa})	$P(x \in N \mid \text{Decision} = \text{Defect})$	재검사 비용 증가, 생산성(Throughput) 저하
미검	Miss Rate (P_{mr})	$P(x \in D \mid \text{Decision} = \text{Normal})$	불량 유출(Escape), 고객사 클레임, 신뢰도 하락
검출	Detection Rate (P_d)	$P(x \in D \mid \text{Decision} = \text{Defect})$	실제 결함 검출 능력 ($1 - \text{Miss Rate}$)

표 2. ROC 곡선(Receiver Operating Characteris

이상적인 검사 알고리즘은 ROC 곡선이 좌상단(Left-Upper Corner)에 최대한 밀착된 형태를 보인다. 이는 미검률이 거의 0에 가까우면서도 과검률 또한 극도로 낮은 상태를 의미한다. 곡선 아래의 면적인 AUC(Area Under the Curve) 값이 1에 가까울수록 해당 AOI 알고리즘은 결함 신호와 노이즈를 완벽하게 분리할 수 있는 고성능 모델임을 입증한다.

Cressem(주식회사 크레셈)이 추진하는 **AI-Driven 검사 자동화** 기술은 단순한 Rule-based 임계치 설정을 넘어, Deep Learning 기반의 결함 분류를 통해 이 ROC 곡선을 좌상단으로 이동시키는 것을 목표로 한다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf]. 즉, 정상적인 노이즈와 미세 결함 사이의 경계면을 AI가 학습함으로써, 과검(Over-kill)을 획기적으로 낮추면서도 미검(Under-kill)을 방지하는 고수율 검사 솔루션을 제공하는 것이다.

결론 및 수율 향상을 위한 전략적 제언

본 보고서에서는 AOI(Automated Optical Inspection) 시스템의 결함 검출 과정을 단순한 이미지 비교를 넘어, 신호 처리(Signal Processing)와 집합론적 확률 모델(Set-theoretic Probabilistic Model)의 관점에서 수학적으로 정립하였다. 결함 신호 $s(x, y)$ 와 가우시안 노이즈 $n(x, y)$ 의 결합 모델을 통해 검출 확률(Pd)과 미검률(Pmd)을 유도함으로써, 검사 알고리즘이 직면하는 통계적 한계와 신호 대 잡음비(SNR)의 임계치를 정량적으로 확인하였다. 이러한 이론적 정립은 차세대 반도체 패키징 공정에서 발생하는 초미세 결함을 제어하기 위한 필수적인 기초가 된다.

결론적으로, AOI 기술의 고도화는 단순히 검사 장비의 해상도를 높이는 것에 그치지 않고, 구축된 수학적 모델을 기반으로 실제 제조 공정의 수율(Yield)을 직접적으로 개선하는 방향으로 나아가야 한다. 이를 위한 전략적 제언은 다음과 같다.

첫째, **데이터 기반의 근본 원인 분석(Root Cause Analysis, RCA) 플랫폼 구축**이다. 검사 과정에서 도출된 결함의 확률적 분포와 집합적 특성 데이터를 단순 폐기하지 않고, 전공정(Fab) 및 조립(Assembly) 공정의 파라미터와 연동해야 한다. 예를 들어, 특정 영역에서 미검률(Pmd)이 급증하는 패턴이 관찰된다면, 이는 해당 공정 단계의 물리적 변형(Warping)이나 조명 불균일성에 기인한 것임을 수학적으로 역추적할 수 있다. 이는 고객사의 수율 향상에 직접적으로 기여하는 핵심 가치가 된다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

둘째, **AI 기반의 스마트 팩토리(Smart Factory) 구현을 통한 지능형 검사**이다. 본 보고서에서 다룬 통계적 모델을 Deep Learning 알고리즘의 손실 함수(Loss Function) 설계에 통합함으로써, 과검(Over-kill)과 미검(Under-kill) 사이의 트레이드오프(Trade-off)를 최적화해야 한다. Rule-based 방식의 한계를 극복하고, AI가 결함의 신호 특성을 학습하여 정상 노이즈와 실제 결함을 정교하게 구분하게 함으로써 검사 스루풋(Throughput)과 정확도를 동시에 확보해야 한다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

셋째, **차세대 패키징 기술(HBM4, Hybrid Bonding)에 최적화된 맞춤형 솔루션 제공**이다. HBM4와 같이 적층 단수가 높아지고 결합 방식이 Cu-to-Cu로 변화함에 따라, 기존의 검사 모델은 한계에 부딪힐 것이다. 크레셈은 본 보고서에서 제시한 고정밀 신호 모델링 기술을 바탕으로, 초미세 간극 및 이물질 검출할 수 있는 차세대 3D AOI 모듈을 선제적으로 개발하여 시장 주도권을 확보해야 한다 [출처: 분석HBM4세대전환에따른크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

결론적으로, 수학적 모델링에 기반한 정밀한 검사 기술은 반도체 제조사의 수율 극대화라는 궁극적인 목표를 달성하기 위한 가장 강력한 도구이며, 크레셈은 이러한 기술적 우위를 바탕으로 AI 반도체 공급망 내에서 대체 불가능한 파트너로 진화해야 한다 [출처: 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf].

참고 자료

1. [AOI (Automated Optical Inspection) 완벽 가이드: 품질의 절대 눈](<https://www.dalpack.com/2026/02/aoiautomated-optical-inspection.html>)

2. [PCB검사 1. AOI검사는 무엇인가요? (Automated Optical Inspection) > 자료실 ...](<https://www.rndtech.co.kr/bbs/board.php?botable=free&wrid=94&sca=PCB>)
3. [PCB AOI 검사로 결함 없는 생산 실현하기 - 세이지 SAIGE, AI that works.](<https://saige.ai/blog/pcb-aoi-inspection/>)
4. [KIEE - The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers](<http://journal.auric.kr/kiee/XMLViewer/f387855>)
5. [(PDF) A Review and Analysis of Automatic Optical Inspection and Quality Monitoring ...](<https://www.researchgate.net/publication/344824756AReviewandAnalysisofAutomaticOpticalInspectionandQualityMonitoringMethodsinelectronicsIndustry>)
6. [PDF 10-(60-65)-JSDT-2025-068R1Manuscript001-최상배 교수(부산대)_머신러닝 ...](<https://koreascience.kr/article/JAKO202503436041003.pdf>)
7. [PDF A Review and Analysis of Automatic Optical Inspection and Quality Monitoring Methods ...](<https://bura.brunel.ac.uk/bitstream/2438/21686/3/FullText.pdf>)
8. [PDF Determination of Resolution, Repeatability, and Detection Capability Improvements of ...](<https://lutpub.lut.fi/bitstream/handle/10024/164278/mastersthesisnurmitiina.pdf?sequence=1>)
9. JAKO202503436041003.pdf (사내 자료)
10. FullText.pdf (사내 자료)
11. mastersthesisnurmitiina.pdf (사내 자료)
12. pdf_인하대학교컴퓨터공학과배승환20260509001.pdf (사내 자료)
13. ProfessorSeungHwanBaeReport.pdf (사내 자료)
14. pdfHBMHighBandwidt20260508001.pdf (사내 자료)
15. pdfHBMHighBandwidt20260508002.pdf (사내 자료)
16. 분석HBM4세대전환에따른크레셈CRESSEM의검사장20260509001.pdf (사내 자료)
17. 분석_크레셈CRESSEM20260509001.pdf (사내 자료)

※ 본 보고서의 일부 정량 수치는 회수 출처에서 직접 확인되지 않은 AI 추정치일 수 있어, 대외 활용 전 1차자료 검증을 권장합니다.