

(사)한국모빌리티인지센서학회 논문집

Transactions of The Korea Society of Mobility Cognitive Sensors

Vol. 1, No. 1, Mar., 2026



(사)한국모빌리티인지센서학회

Korea Society of Mobility Cognitive Sensors

<https://tsmcs.org/>





한국모빌리티인지센서학회 논문집

제1권 제1호, 2026년 03월

목 차

제조 산업 디지털 전환(DX)을 위한 RISTwin 기반 초실감 디지털트윈 플랫폼 구축 기술	김용욱...1
자율주행 안전성 향상을 위한 RGB-Wavelet 이중 스트림 융합 기반 카메라 이물 감지	서현, 이승환, 박건, 공예슬, 김대석, 박규해...5
모빌리티 설계를 위한 CAE 기술 및 DX 플랫폼	김정일...11
모빌리티 인지 센서 시스템 열화 문제와 전환형 열관리 기술	강유림, 박창주, 이윤철...15
인지 센서의 가혹 환경 생존 전략: 피지컬 AI를 완성하는 자연모방 3R 기술	김선중...20
모빌리티 적용을 위한 고정형 라이다 제품 현황 및 향후 개발 방향	나진영, 임주현, 이재권, 정지성...23



Contents

- 1 Construction Technology of RISTwin-based Hyper-realistic Digital Twin Platform for Digital Transformation (DX) in Manufacturing Industry
YONG-WOOK Kim
- 5 A Dual-Stream RGB-Wavelet Fusion Model for Camera Soiling Detection to Enhance Autonomous Driving Safety
Hyeon Seo, Seunghwan Lee, Geon Park, Yeseul Kong, Daesuk Kim and Gyuhae Park
- 11 CAE technology and DX platform for mobility design
Jungill Kim
- 15 Mobility Awareness Sensor System Degradation Problems and Conversion Thermal Management Technology
Kang Yu-rim, Park Chang-ju, Lee Yoon-cheol
- 20 Harsh Environmental Survival Strategies of Cognitive Sensors: Natural Simulation 3R Technology to Complete Physical AI
Sun joong Kim
- 23 Current Status and Future Development Direction of Solid-state LiDAR Products for Autonomous Driving
Jin Yeong Na, Juhum Lim, Jaekwon Lee, Jiseong Jeong

제조 산업 디지털 전환(DX)을 위한 RISTwin 기반 초실감 디지털트윈 플랫폼 구축 기술

김용욱*

* (주)센싱플러스

Construction Technology of RISTwin-based Hyper-realistic Digital Twin Platform for Digital Transformation (DX) in Manufacturing Industry

YONG-WOOK Kim

Key Words : 디지털 전환(Digital transformation), 디지털트윈(Digital twin), 웹 기반 플랫폼(Web-based platform), 사용자 저작도구(Authoring tool), 인공지능(AI)

* 센싱플러스 대표이사, kanadel@sensingplus.co.kr

1. 서론

최근 제조 산업의 디지털 전환(DX)이 가속화됨에 따라, 물리적 제조 환경을 가상 공간에 동일하게 구현하여 실시간으로 관제 및 시뮬레이션할 수 있는 디지털트윈(Digital Twin) 기술의 중요성이 대두되고 있다. 특히 거대한 설비와 복잡한 공정이 얹혀 있는 중후장대 산업의 경우, 원가 절감과 생산성 향상, 그리고 작업자의 안전을 보장하기 위해 디지털트윈 플랫폼의 도입이 필수적인 요소로 자리 잡고 있다.

기존의 산업용 디지털트윈은 주로 3D CAD 데이터를 기반으로 무거운 상용 게임 엔진을 활용하여 가상 공간을 구축하는 방식이 주를 이루었다. 하지만 이러한 방식은 대면적의 공장을 모델링하는 데 막대한 시간과 비용이 소요되며, 고사양의 하드웨어와 별도의 프로그램 설치가 요구되어 실제 산업 현장의 작업자나 관리자가 손쉽게 접근하고 운영하는 데 큰 제약이 따랐다. 더욱이 기존 시스템들은 대부분 개발사 주도의 일회성 SI(System Integration) 형태로 구축되어, 잦은 공정 변화가 일어나는 실제 현장의 모습을 즉각적으로 가상 공간에 반영하거나 관리자가 능동적으로 시스템 콘텐츠를 갱신하기 어렵다는 구조적 한계를 지니고 있었다.

따라서 이 글에서는 기존 3D 모델링 및 SI 구축 방식의 한계를 극복하고, 영상 촬영 데이터만으로 대면적 산업 현장을 빠르고 정밀하게 가상화하며, 관리자 중심의 저작 환경을 제공하여 범용 웹 브라우저 상에서 구동되는 'RISTwin' 기반의 초실감 디지털트윈 플랫폼 구축 기술과 현장 적용 사례에 대해 살펴보고자 한다.

2. RISTwin 플랫폼 개념 및 사업화 배경



그림 1. RISTwin 플랫폼 개념도

본 디지털트윈의 근간인 RISTwin은 포항산업과학연구원(RIST)이 자체 연구를 진행하여 제철소와 같이 가혹하고 복잡한 산업 환경에 맞추어 기획 및 개발한 산업용 디지털트윈 기술이다. (주)센싱플러스는 해당 연구 초기 개발부터 참여하여 전 과정에 걸친 핵심 요소 기술을 개발하고, 이를 고도화된 웹 서비스 플랫폼으로 구현하는 역할을 수행하였다. 이후 성과는 RIST를 통해 특허로 출원되었으며, 센싱플러스는 기술이전 받아 포스코를 비롯한 다양한 대형 제조 산업 현장에 본격적인 사업화와 공정 도입을 진행하고 있다.

이 플랫폼의 가장 큰 차별점은 대상 설비의 3D 도면 없이, 카메라만을 활용한 ‘이미지 및 동영상 촬영 결과물’만을 기반으로 초실감 가상공간 구축이 가능하다는 점이다. 광활한 면적 대비 짧은 촬영 시간만으로 충분한 데이터를 수집할 수 있고, 설계 도면 데이터가 존재할 경우 이를 융합하여 전체 구성의 정밀도를 더욱 극대화할 수 있다. 도면이 유실된 노후 공장이나 설비라 할지라도 실사 이미지를 기반으로 실제와 거의 일치하는 정밀한 스케일의 3D 공간을 구축할 수 있다.

또한, 이미지 기반 방식은 빠른 모델링 제작이 가능하여 공간의 시계열적 변화를 직관적으로 담아낼 수 있다는 장점이 있어 공장 내 설비 변경이나 레이아웃 등 물리적 변화가 발생하더라도 전체 공간을 다시 구축할 필요 없이, 변화가 발생한 특정 구역만 신속하게 부분 재촬영하여 기존 공간에 통합 및 갱신할 수 있다. 이를 통해 단순한 3차원 공간의 정적인 복원을 넘어, 시간의 흐름에 따른 현장의 형상 변화 양상까지 가상 공간 내에 생생하게 기록하고 표출하는 입체적인 운용이 가능하다.

3. 영상 기반 3D 공간 복원 핵심 기술



그림 2. 공간 복원 핵심기술

성공적인 공장 설비 관제 및 모니터링을 위한 본 플랫폼은 데이터 수집 단계부터 웹 프론트엔드 배포까지 고도화된 3D 공간 복원 기술과 비전 인공지능 알고리즘을 최적의 파이프라인으로 통합하여 운용한다.

첫째, 생성형 AI를 활용한 공장 내 시야 사각지대 보간 및 정밀 데이터셋 최적화 알고리즘이다.

복잡한 설비 구조물이 밀집한 제조 현장은 카메라나 드론이 이상적인 촬영 포지션을 잡기 어려운 물리적인 시야 사각지대(Blind Spot)가 필연적으로 발생한다. 이를 해결하기 위해 플랫폼은 촬영 과정에서 확보하지 못해 누락된 갭(Gap) 이미지들을 AI가 정교하게 예측하고 전처리 단계에서 자연스럽게 보간(Interpolation) 및 생성함으로써, 매끄럽고 정밀한 고품질 데이터셋을 구축한다.



그림 3. AI기반 사각지대 공간 복원기술

둘째, 다중 시점 영상 기반 3차원 공간 측위 및 형상 복원 기술이다.

정제된 다중 시점의 사진 및 동영상 데이터들을 분석하여 각 이미지의 카메라 포지션을 3차원적으로 추정하고, 공간의 기하학적 특징점들을 추출하여 조밀한 3D 포인트들을 생성해 낸다.

셋째, 차세대 점군 기반 대면적 초실감 뷰 합성 기법이다.

추출된 포인트 데이터를 바탕으로 실제 현장과 거의 동일한 수준의 대면적 배경 모델링을 렌더링한다. 이 과정에서 센싱플러스만의 렌더링 최적화 및 후가공 처리를 통해 모델링 용량을 대폭 경량화하여 웹 환경에서도 원활하게 구동되도록 한다. 특히, 상당 부분의 모델링 제작 과정을 AI 반복 학습을 통해 자동화하여 규모 대비 소요 시간과 비용을 획기적으로 절감한다.

넷째, 비전 AI 기반 3차원 공간 객체 자동 분할 및 매핑 기술이다.

구축된 가상 공간 내에서 사용자가 특정 시설, 설

비, 혹은 물건 등을 개별적으로 클릭하고 제어할 수 있도록, AI가 의미 있는 대상 객체들을 메쉬나 포인트 단위로 자동 분할 한다. 분리된 객체에는 고유 식별 정보와 현장의 센서 데이터를 매핑하여 단순한 배경이 아닌 상호작용이 가능한 지능형 객체로 구성한다.

4. 현장 운용 사례 및 통합 모니터링 시스템

완성된 초실감 3D 모델링은 (주)센싱플러스의 독자적인 미들웨어(Middleware) 플랫폼 기술과 결합하여, 다양한 현장 이기종 데이터(로봇, 열화상, 센서 등)와 실시간으로 연동되는 통합 모니터링 대시보드로 서비스된다. 이 대시보드는 실제 제조 공정 내에 도입되어 범용적으로 활용되고 있으며, 주요 기능은 다음과 같다.



그림 4. 웹 기반 초실감 3D 통합 모니터링

4.1. 사용자 주도형 3D 공간 저작도구

본 플랫폼의 가장 혁신적인 특징 중 하나는 개발사 주도의 일방향적인 SI 구축 방식에서 벗어나, 현장 관리자가 직접 가상 공간을 편집하고 운영할 수 있는 ‘웹 기반 사용자 저작도구’ 환경을 지향한다는 점이다. 관리자는 별도의 코딩이나 3D 개발 지식 없이도 플랫폼 상에서 가상 공간 내 주요 설비나 동선에 스티커, 공지사항, 안전 매뉴얼, 센서 연동 패널 등의 UI/UX 콘텐츠를 자유롭게 배치하고 갱신할 수 있다. 이러한 콘텐츠 관리 기능은 공정의 변화나 새로운 요구사항 발생 시 즉각적이고 유연한 대처를 가능하게 하여 플랫폼의 운영 연속성을 극대화한다.

4.2. 설비 관제 및 예지 보전 3D 대시보드

공정 내 각 설비에서 발생하는 온도, 진동, 압력 등의 센서 데이터와 예지 정보를 3D 가상 공간의 실제 해당 설비 물리적 위치에 직관적으로 오버레이하여 표현한다. 데이터에 따른 설비 운영 상태를 실시간으로 시각화하며, 이상 징후 발생 시 단순한 수

치 알람을 넘어 넓은 공장 내부의 “어느 위치, 어떤 설비”에 문제가 발생했는지를 입체적으로 안내하여 선제적이고 신속한 조치를 가능하게 한다.



그림 5. 공간 내 데이터 매핑 및 안내 정보 연동

4.3. 이기종 로봇 통합 관제 및 원격 제어

공장 내부를 순찰하거나 특정 작업을 수행하는 자율주행 무인 로봇의 실시간 위치와 이동 경로를 가상 공간에 매핑하여 원격 관제한다. 로봇이 수집하는 순찰 데이터나 열화상 카메라 정보 등을 3D 공간에 즉각 표출하며, 가상 공간 내에서의 운영 시뮬레이션 및 원격 제어 기능까지 통합하여 스마트 공장 고도화에 기여한다.

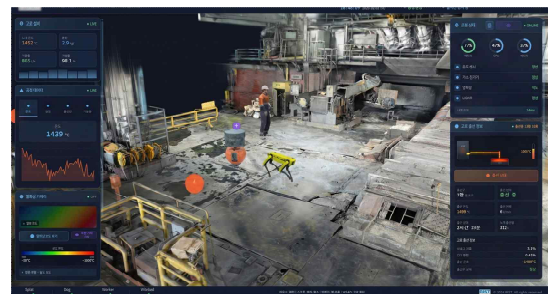


그림 6. 실시간 작업자, 로봇 관제 대시보드

4.4. 실시간 작업자 위치 기반 안전 관제 및 가상 현장 투어

위험 구역이 산재한 제조 현장의 특성을 고려하여, 작업자의 스마트 기기나 위치 센서 데이터를 미들웨어로 수신하여 3D 대시보드 상에 실시간으로 표시한다. 공정 데이터와 결합된 입체적인 동선 파악이 가능하며, 작업자가 위험 반경에 접근 시 즉각적인 경고 알람을 발생시키는 등 중대재해 예방을 위한 핵심 안전 관제 시스템으로 활용된다. 더불어, 저작도구를 통해 부착된 안내 정보들과 결합하여 신규 작업자 교육용 시뮬레이터나 원격지 관리자 및 외부인 대상의 현장 투어 시스템으로도 폭넓게 활용되고 있다.

5. 결론

지금까지 영상 데이터만을 기반으로 인공지능 기술을 융합하여 빠르고 경제적으로 초실감 가상 공간을 구축하는 RISTwin 기반 디지털트윈 플랫폼 구축 기술에 대해 살펴보았다. 본 기술은 기존 3D CAD 나 무거운 게임 엔진, 그리고 경직된 일회성 SI 구축 방식이 가졌던 막대한 제작 시간과 비용, 그리고 시스템 유지보수의 구조적 한계를 혁신적으로 극복하였다.

독자적인 생성형 AI 전처리 기술과 차세대 뷰 합성 기술은 도면 유무와 관계없이 대면적 산업 현장에서 압도적인 모델링 정밀도를 보장한다. 특히 짧은 부분 재촬영만으로 3D 공간의 갱신이 가능하며, 공정의 시계열적 변화를 손쉽게 담아낼 수 있으며, 현장 관리자가 직접 운영 콘텐츠를 기획 및 통제할 수 있는 ‘웹 기반 사용자 저작도구 환경’을 제공한다는 점은 실무 현장의 주도적이고 지속 가능한 플랫폼 운영을 실현한다.

포스코 제철소 등 실무 공정에 선도적으로 도입되어 그 실효성이 입증된 바와 같이, 본 플랫폼은 단순한 가시화를 넘어 향후 데이터 기반의 공정 자율 최적화와 설비 원격 제어를 완벽히 지원하며 지속 가능한 제조 산업 디지털 전환(DX)의 핵심 인프라로 확고히 자리매김할 것으로 기대된다.

자율주행 안전성 향상을 위한 RGB-Wavelet 이중 스트림 융합 기반 카메라 이물 감지

서 현, 이승환, 박 건, 공예슬, 김대석, 박 규 해*

* 전남대학교 기계공학과

A Dual-Stream RGB-Wavelet Fusion Model for Camera Soiling Detection to Enhance Autonomous Driving Safety

Hyeon Seo, Seunghwan Lee, Geon Park, Yeseul Kong, Daesuk Kim and Gyuhae Park*

Key Words : Autonomous Driving(자율주행), Soiling Detection(이물 감지), Dual-Stream Network(이중 스트림 네트워크), Safety(기능 안전성)

1. 서 론

최근 자율주행 기술은 인공지능, 센서 융합, 통신 기술의 발달과 함께 급격하게 성장하고 있다. 자율주행 시스템은 외부 환경을 인식하고 주행 상황을 판단하기 위해 다양한 센서를 활용하는데, 그중 카메라는 주행 환경의 시각적 정보를 직접적으로 수집하는 핵심 센서로 사용된다. 카메라는 차선 인식, 객체 탐지, 신호 인식 등 주행 판단의 근간이 되는 정보를 제공하므로, 영상 품질과 인식의 정확도는 자율주행 안전성과 직결된다.

그러나 실제 주행환경에서는 카메라 렌즈 표면에 먼지, 진흙, 물방울, 눈 등과 같은 이물질이 부착될 가능성

이 높다. 이러한 이물질은 영상의 명암 대비, 질감, 색상 정보를 왜곡시켜 객체 인식 및 주행 판단의 정확도가 크게 저하된다. 특히 이물질이 부분적으로 부착된 상황에서는 영상의 특정 영역만 흐릿하게 변형되는데, 인식 알고리즘이 이를 단순한 환경 변화로 오인할 가능성도 존재한다. 이러한 이유로 카메라 이물 감지는 자율주행 시스템의 신뢰성과 안전성을 확보하기 위한 필수 요소로 인식되고 있다.

기존의 카메라 이물 감지 연구는 엣지 디텍팅이라 불리는 고전적인 머신 비전 기법으로는 감지하기 어렵기 때문에 이미지 인식 딥러닝 모델을 활용하는 방향으로 연구되었다. 딥러닝 모델이 학습하는 RGB 영상은 색상 및 질감 정보를 풍부하게 포함하고 있으나, 조명 변화나 날씨, 시간대 등의 외부 요인에 따라 영상 특성이 크게 변화하는 한계가 있다. 또한 RGB 영상만으로는 이물질의 미세한 패턴이나 주파수 성분의 변화를 충분히 반영



Fig 1. 차량에 발생할 수 있는 각종 오염의 예시

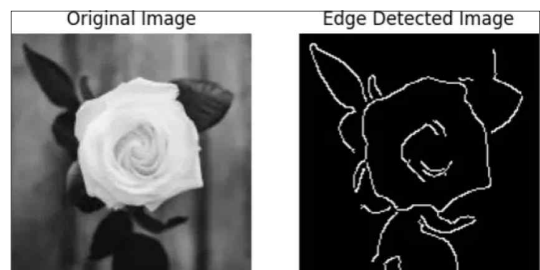


Fig 2. Edge Detecting 기법의 예시

하기 어렵기 때문에, 영상 내의 미세한 오염이나 반사에 대한 감지 성능이 제한적이다.

한편, Wavelet 변환은 영상의 공간적 특징과 주파수 성분을 동시에 분석할 수 있는 다중 해상도 (multi-resolution) 분석 기법으로, 영상 내의 세부 패턴 변화나 질감 정보를 효과적으로 포착할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 Wavelet 변환을 단독으로 사용하면 색상 정보 손실이 발생하며, 구조적 패턴을 인식하는 데 한계가 존재한다. 따라서 RGB 영상의 시각적 정보와 Wavelet 변환을 통해 추출된 주파수 정보를 융합함으로써, 두 방법의 장점을 결합하는 접근이 필요하다.

본 연구에서는 이러한 한계를 극복하기 위하여 RGB-Wavelet 이중 스트림 융합 기반의 카메라 이물 감지 네트워크를 제안한다. 제안된 방법은 RGB 스트림을 통해 영상의 전역적 시각 정보와 색상 특성을 학습하고, Wavelet 스트림을 통해 주파수 도메인에서의 구조적 특징을 학습한다. 이후 두 스트림의 정보를 융합하여 다양한 조명-환경 조건에서도 강건한 이물 감지를 수행한다. 이를 통해 자율주행 카메라 시스템의 신뢰성과 안전성을 향상시키는 것을 목표로 한다.

본 논문에서는 제안된 RGB-Wavelet 이중 스트림 융합 네트워크의 구조를 제시하고, 기존에 공개된 Valeo사의 Woodscape 이물질 데이터셋을 기반으로 학습 및 추론 성능을 검증한다. 또한 기존 RGB 단일 스트림 기반 방법과의 비교 실험을 통해 본 연구의 우수성을 입증한다. 실험 결과, 제안된 방법은 데이터셋에 포함된 4 종류의 오염 형태에 대해 높은 검출 정밀도와 재현율을 달성하였으며, 자율주행 카메라의 이물 감지 성능 향상에 이바지할 수 있음을 확인하였다.

2. 관련 연구

2.1 자율주행 카메라 및 이물 감지 기술 동향

자율주행차량의 카메라는 주로 객체 인식, 차선 검출, 교통 신호 인식 등 다양한 시각적 판단에 활용된다. 그러나 실제 도로 환경에서는 먼지, 빗방울, 눈, 진흙 등 다양한 이물질이 렌즈 표면에 부착될 가능성이 높으며, 그로 인해 영상의 명암, 색상, 질감이 왜곡되어 인식 성능이 저하되는 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위한 연구는 크게 하드웨어 기반 방법과 영상처리 기반 방법으로 구분된다.

하드웨어 기반 접근은 렌즈 히터, 코팅, 자가 세정 시스템 등을 통해 물리적으로 오염을 제거하는 방식이다.



Fig 3. Edge Detecting 기법의 예시

하지만, 이 방법은 기구적 복잡성이 증가함에 따른 생산비 증가 문제가 있으며, 이물질이 제거되는 동안에는 센서를 사용할 수 없다는 한계가 있다. 이에 따라 최근에는 영상처리 및 딥러닝 기반의 소프트웨어적 이물 감지 기법이 활발히 연구되고 있다.[1]

2.2 RGB 기반 딥러닝 접근 방식

RGB 영상은 색상 및 질감 정보를 풍부하게 포함하고 있어 이물 감지에 널리 활용된다. 초기 연구에서는 CNN(Convolutional Neural Network)을 이용하여 이물 영역과 정상 영역을 분류하거나, Semantic Segmentation 기법을 적용하여 영상 내 오염 영역을 픽셀 단위로 검출하는 방법이 제안되었다. 예를 들어, ResNet, U-Net 등의 구조를 변형하여 카메라 영상의 오염 패턴을 학습하는 방식이 대표적이다.

그러나 이러한 RGB 기반 접근은 조명, 그림자, 반사, 야간 환경 등 외부 요인에 민감하다는 문제가 있다. 특히 이물질이 투명하거나 부분적으로 존재하는 경우 RGB 정보만으로는 경계를 정확히 구분하기 어렵다. 또한 RGB 영상은 주파수 성분에 대한 표현력이 부족하여, 미세한 질감 변화나 패턴을 인식하기에 한계가 있다.[2]

2.3 Wavelet 및 주파수 기반 영상 분석 연구

Wavelet 변환은 영상의 공간적 정보와 주파수 정보를 동시에 표현할 수 있는 대표적인 다중 해상도 분석 기법이다. 영상의 고주파 성분은 경계나 세부 구조를, 저주파 성분은 전체적인 형태나 밝기 변화를 나타내므로, Wavelet 변환을 활용하면 영상의 지역적 특징을 세밀하게 분석할 수 있다.

기존 연구에서는 Wavelet 변환을 이용하여 영상의 노이즈 제거, 압축, 복원 등에 적용하였으며, 최근에는 Wavelet 변환과 딥러닝을 결합한 형태로 다양한 시각 인식 문제에 활용되고 있다. 예를 들어, Wavelet CNN(W-CNN), Wavelet Attention Network 등은 주

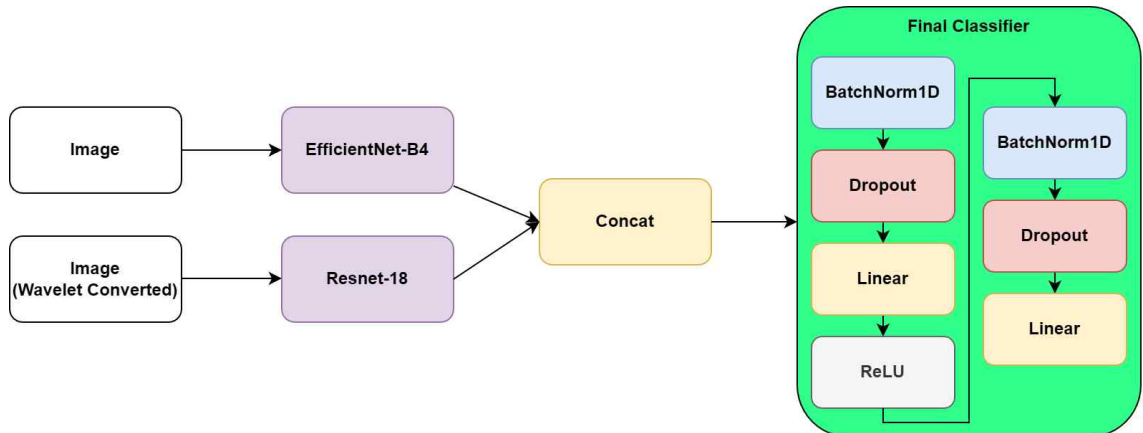


Fig 4. 이미지 분류 모델의 다이어그램 ([Concat]: 다차원 Tensor를 연결하는 모듈, [BatchNorm1D]: 입력받은 텐서를 정규화 (Normalization) 연산하여 출력, [Dropout]: 들어오는 1차원 Tensor의 일부를 비활성화, [Linear]: 1차원 Tensor의 크기를 원하는 출력으로 선형 변환, [ReLU]: Rectified Linear Unit의 약자로, 기울기 소실 완화를 위한 활성화 함수)

파수 정보를 활용하여 조명 변화나 노이즈에 강건한 특성 추출을 가능하게 하였다. 이러한 접근은 이물 감지와 함께 미세한 질감 변화를 탐지해야 하는 문제에 효과적으로 응용될 가능성을 보여준다.[3]

3. 본론

본 논문에서는 카메라에 묻은 이물을 감지하기 위한 RGB-Wavelet 이중 스트림 융합 구조를 제안한다.

본 논문에서 구현하고자 하는 이중 스트림 융합 구조는 입력 이미지로 RGB 이미지와 이를 기반으로 Wavelet 변환한 이미지를 동시에 입력으로 처리하는 구조이다. 입력되는 이미지가 두 종류이기 때문에 이 이미지들을 처리하여 특징 벡터를 추출하는 백본 모델 또한 두 종류를 준비한다. 그리고 이렇게 추출된 특징 벡터를 기반으로 각각 이미지 분류(Classification)와 이미지 분할(Segmentation) 모델을 작성하여 단일 스트림 입력을 받는 모델과의 성능 비교를 통해 이중 스트림 입력의 특성을 확인하고자 한다.

이중 스트림 입력을 처리하기 위해 RGB 채널에서는 연산량 대비 성능이 우수하다고 알려진 EfficientNet-B4 모델을, Wavelet 채널에서는 비교적 경량 모델에 속하는 Resnet-18 모델로 선정하였다. 오염원의 인식을 높이기 위해 ViT(Vision-Transformer) 모델을 사용할 수도 있지만, EfficientNet 모델보다 연산량 대비 성능 향상이 높지 않아 백본 모델 선정에서 제외했다.[4, 5]

3.1 이미지 분류 모델

이미지 분류(Classification) 모델의 경우, 입력된 두 이미지를 입력받은 백본 모델로부터 작성된 특징 벡터를 전달받아 우리가 원하는 클래스로 분류하기 위해 Batchnorm1D와 Dropout을 결합한 선형 분류기로 구성된 레이어를 2단으로 연결하여 구성했다. 모델의 다이어그램은 [Fig.3]을 참조한다. [6]

3.2 이미지 분할 모델

이미지 분할(Segmentation) 모델은 YOLOv8 기반 모델의 아키텍처를 활용하며, 아키텍처에서 백본 레이어를 이중 스트림 입력을 처리할 수 있는 백본으로 교체한다. 모델의 다이어그램은 [Fig 4.]을 참조한다. 입력 이미지는 nn.Identity 모듈을 사용하여 대기시키고, 대기 중인 이미지를 각각 두 백본으로 전송한다. 이때, Resnet-18로 전달되는 이미지는 Wavelet 이미지로 변환하여 전달한다. YOLOv8 모델의 Neck 레이어에서 교체된 백본의 피처를 전달받을 수 있도록 'FuseAndAdapt' 모듈이 각 백본이 출력하는 Stride 연산 크기가 8, 16, 32인 피처들을 합쳐서 Neck 레이어의 각 신경망 모듈에 필요한 피처를 전달한다.

Yolo 아키텍처는 아키텍처 크기 별로 성능이 다르기에 범용적으로 사용되는 Medium 모델을 선정하여 구성하였다. [7]

3.3 데이터셋

이를 진행하기 위해 Valeo社의 Woodscape 공개 데이터셋을 기반으로 새로운 데이터셋을 작성하였다. [8]

Metrics	Classification Tests						
	Solo - EfficientNet-B4 (Scratch)	Solo - EfficientNet-B4 (Freeze)	Solo - EfficientNet-B4 (Fine-Tune)	Dual_ [EfficientNet-B4 (Scratch) Resnet-18 (Scratch)]	Dual_ [EfficientNet-B4 (Freeze) Resnet-18 (Scratch)]	Dual_ [EfficientNet-B4 (Freeze) Resnet-18 (Freeze)]	Dual_ [EfficientNet-B4 (Fine-Tune) Resnet-18 (Fine-Tune)]
Precision	0.9950	0.9983	1.0000	0.9950	0.9983	1.0000	0.9983
Recall	0.9950	0.9983	1.0000	0.9950	0.9983	1.0000	0.9983
F1-Score	0.9950	0.9983	1.0000	0.9950	0.9983	1.0000	0.9983

Table. 2 이미지 분류 모델의 성능 측정 결과 ('Solo': 단일 스트림 입력, 'Dual': 이중 스트림 입력, 'Scratch': 가중치 초기화 모델, 'Freeze': 전이 학습_가중치 고정, 'Fine-Tune': 전이 학습_미세 조정,)

Metrics	Segmentation Tests						
	Yolov8_ Scratch	Yolov8_ Freeze	Yolov8_ Fine-Tune	Dual_ [EfficientNet-B4 (Scratch) Resnet-18 (Scratch)]	Dual_ [EfficientNet-B4 (Freeze) Resnet-18 (Scratch)]	Dual_ [EfficientNet-B4 (Freeze) Resnet-18 (Freeze)]	Dual_ [EfficientNet-B4 (Fine-Tune) Resnet-18 (Fine-Tune)]
Precision	0.9509	0.9513	0.9221	0.9096	0.9401	0.9337	0.9337
Recall	0.9006	0.8994	0.9367	0.8686	0.9225	0.9209	0.9209
F1-Score	0.9251	0.9246	0.9293	0.8886	0.9312	0.9273	0.9273

Table. 3 이미지 분할 모델의 성능 측정 결과 ('Solo': 단일 스트림 입력, 'Dual': 이중 스트림 입력, 'Scratch': 가중치 초기화 모델, 'Freeze': 전이 학습_가중치 고정, 'Fine-Tune': 전이 학습_미세 조정,)

추가로 사용하였다.

이미지 분할 모델의 경우에는 YOLOv8 아키텍처에서 내부적으로 지원하는 최적화 함수를 사용하여 각 모델들의 파라미터들을 최대한 통일하였다.

4. 실험 평가

제안하는 구조의 성능을 확인하기 위해 단일 스트림 입력 모델의 'Precision-Recall' 성능과 그 조화평균인 F1Score를 기준으로 비교 측정하였다.

각 모델의 성능 비교를 위한 통제 변수로 가중치 전이 학습(Transfer Learning) 여부를 선정했으며, 무작위로 가중치를 초기화한 다음 진행하는 학습(Scratch)과 기존에 학습된 가중치를 고정한 상태로 백본 모델 뒷부분의 신경망을 학습(Freeze), 그리고 학습된 가중치를 미세 조정하는 학습(Fine-Tune) 방법 3가지를 변수로 삼았다.

이중 스트림 입력 모델도 또한 통제 변수로 가중치 전이 학습을 기준으로 분류하나, 백본 모델이 2개라서 가중치 사용에 따라 4가지로 구분했다. 분할 모델에 추가한 조건은 EfficientNet-B4의 가중치는 가져오되 동결시키고 Resnet-18의 가중치는 초기화하여 학습하는 조건(Semi-Scratch)이다.

4.1 이미지 분류 모델 성능 측정

이미지 분류 모델의 성능 측정 결과를 [Table 2.]에 정리하였다. 단일 스트림 입력 모델의 분류 성능과 이중 스트림 입력 모델의 분류 성능이 서로 대등하게 나왔다. 단일 스트림 입력 모델의 경우, 학습된 가중치를 살리며 부분 학습하는 모델(Fine-Tune)이 F1Score 1.0으로 제일 높은 성능을 보였다. 그리고 가중치를 초기화하여 학습한 모델(Scratch)이 0.995로 가장 성능이 낮게 나왔다. 이중 스트림 입력 모델의 결과는 단일 스트림 입력 모델과 다른 성향의 결과가 나왔다. 미세 조정 학습(Fine-Tune) 모델이 가중치를 고정하고 최종 분류기만 학습한(Freeze) 모델보다 0.0017만큼 낮은 성능을 보였다.

4.2 이미지 분할 모델 성능 측정

이미지 분할 모델의 성능 측정 결과를 [Table 3.]에 정리하였다. 여러 모델 중, 각 백본 모델의 가중치를 부분 적용하여 학습하는 모델(Semi-Scratch)이 F1Score 점수를 제일 높게 획득했다. 이러한 결과에 대해 분석한 원인은 다음과 같다.

4.2.1 미세 조정 학습(Fine-Tune)에 맞지 않은 학습률 성능 측정 조건의 변수를 늘리지 않기 위해, 분류 모델과 다르게 Yolo 아키텍처 내부의 최적화 모듈을 수정 없이 사용했다. 그로 인해 아키텍처의 최적화 모듈에서 학습률(lr, Learning Rate)을 분류 모델의 학습 때보다

높게 적용했다. (분류 모델: 0.0005, 분할 모델: 0.02) 그래서 기존에 학습된 가중치의 변화량이 큰 데, 학습용으로 준비한 이미지의 양이 많지 않아 제대로 이물들의 특징을 반영하지 못한 방향으로 학습이 이루어져 성능이 저하된 것으로 추정된다.

4.2.2 Wavelet 특징을 학습하는 Resnet-18의 상태

Semi-Scratch 조건은 EfficientNet-B4의 가중치는 가져오되 수정은 막고(Freeze) Resnet-18의 가중치를 초기화하고 Wavelet 이미지의 특징만 학습하는 조건이다. Resnet-18 모델이 기존에 가지고 있는 RGB 3채널 이미지로 학습한 가중치를 활용하여 Wavelet 이미지의 피쳐(Feature)를 추출하는 것보다, 이미지 수가 적어도 1채널로 이뤄진 Wavelet 이미지를 처음부터 학습한 다음에 피쳐를 추출하여 사용하는 것이 분할 성능 면에서 더 유리한 방향으로 작용했을 것으로 추정된다.

5. 결론

자율주행차량의 카메라는 주로 객체 인식, 차선 검출, 교통 신호 인식 등 다양한 시각적 판단에 활용된다. 그러나 실제 도로 환경에서는 먼지, 빗방울, 눈, 진흙 등 다양한 이물질이 렌즈 표면에 부착될 가능성이 높으며, 그로 인해 영상의 명암, 색상, 질감이 왜곡되어 인식 성능이 저하되는 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 하드웨어 혹은 소프트웨어적인 방법을 활용하여 인식률을 높이는 방법이 도입되고 있으나, 근본적인 원인인 오염원을 분류하여 적절한 방법으로 이를 해결할 수 있도록 고안하는 방법이 선행되어야 한다.

그에 따라 제안하는 이중 스트림 입력 구조를 통해 기존 단일 스트림 구조보다 카메라에 묻은 이물을 보다 적극적으로 감지하여 시스템에 카메라의 오염 여부를 시스템에 알릴 수 있도록 성능을 개선하였다.

또한, 여러 시험을 통해 비전 딥러닝 모델의 성능에서 원하는 파라미터를 조정할 수 있도록 가중치 전이 학습을 효율적으로 사용하는 방안을 모색했다.

향후 실제 주행 데이터를 기반으로 한 데이터셋을 마련하여 기존에 학습한 가중치를 부분 조정하는 것을 통해 기존보다 현실적인 카메라의 이물을 감지하고, 보다 적극적인 주행환경 변화를 적용하여 낮·밤과 같은 광량에 상관없이 이물을 감지할 수 있도록 개선할 것이다.

감사의 글: 본 논문은 2025년도 정부(산업통상부)의

재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구입니다. (P0020536, 2025년 산업혁신인재성장지원 사업)

References

- [1] Das, Arindam. "Soildnet: Soiling degradation detection in autonomous driving." arXiv preprint arXiv:1911.01054 (2019).
- [2] Das, Arindam, et al. "Tiledsoilingnet: Tile-level soiling detection on automotive surround-view cameras using coverage metric." 2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2020.
- [3] Patil, Rajesh. "Noise reduction using wavelet transform and singular vector decomposition." Procedia Computer Science 54 (2015): 849-853.
- [4] He, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016.
- [5] Tan, Mingxing, and Quoc Le. "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks." International conference on machine learning. PMLR, 2019.
- [6] Chen, Ting, et al. "A simple framework for contrastive learning of visual representations." International conference on machine learning. PmLR, 2020.
- [7] Yaseen, Muhammad. "What is YOLOv8: An in-depth exploration of the internal features of the next-generation object detector." arXiv preprint arXiv:2409.07813 (2024).
- [8] Yogamani, Senthil, et al. "Woodscape: A multi-task, multi-camera fisheye dataset for autonomous driving." Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2019.

모빌리티 설계를 위한 CAE 기술 및 DX 플랫폼

김정일

* 서울라이트솔루션(주)

CAE technology and DX platform for mobility design

Jungill Kim

Key Words : DX (Digital transformation, 디지털전환, Digital platform (디지털플랫폼), AI (인공지능), Concept design (개념설계), CAE (컴퓨터지원공학)

1. 서론

디지털 기술은 이미 우리 생활에 밀접하게 관련되어 있는 기술로 각종 센서, 빅데이터 및 인공지능 기술을 활용한 어플리케이션을 우리는 매일 사용하고 있다. 제품 설계 및 양산의 경우 다양한 소프트웨어들이 사용되고 있으나 특정 분야에 적합하도록 되어 있다. 특히 인공지능의 경우 대부분 제품의 생산성 향상을 위한 공장자동화를 위해 개발되었으며, 제품설계의 효율성 향상을 위한 인공지능 및 플랫폼 관련 기술들은 아직 초보적인 단계라고 할 수 있다.

공학적 관점에서의 디지털 기술은 원가를 절감하고, 매출을 증대시켜 지속가능한 성장 기업으로의 변화를 추구하며, 제품 설계의 모든 프로세스에 대한 디지털화를 포함하고 있다. 최종 목표는 데이터를 기반으로 기계학습을 통해 성능에 대한 패턴을 추출하여 제품 설계에 적용하는 것이다. 디지털 전환의 핵심 기술은 인공지능, 빅데이터, 사물인터넷, 자동화, 엣지컴퓨팅, 5G통신 및 플랫폼 기술을 포함하고 있지만, 이 중 제품 설계 관점에서는 인공지능, 빅데이터, 자동화 및 플랫폼이 핵심 기술이다. 따라서, 대부분의 제조 업체에서는 데이터의 통합 및 활용, 해석의 자동화 등을 활용하는 플랫폼 개발에 큰 관심을 가지고 있다.

따라서, 이 글에서는 제품의 설계에 적용될 수 있는 기술들을 중심으로 플랫폼을 개발하여 실제에 적용할 수 있는지에 대해 살펴보고, 다가올 미래의 인

공지능 기술에 대해 생각해 보고자 한다.

2. DX 플랫폼 개념

제품의 설계에 사용되는 DX 플랫폼의 개념도를 그림 1에 나타내었다.



그림 1. DX 플랫폼 개념도

제품 설계를 위한 디지털 플랫폼은 데이터베이스를 기초로 하는 개념설계, CAE 해석자동화를 기본으로 하는 상세설계 및 설계최적화 등으로 구성되어 있으며, 시스템을 통합하는 관리시스템과 모든 데이터를 통합관리하는 데이터베이스로 구성되어 있다.

플랫폼의 핵심은 인공지능 기반의 데이터베이스에서 모든 시스템을 관장하며, 설계자가 목표로 하는 성능 입력 시 인공지능이 다양한 해석 및 분석을 통해 최적 사양을 도출하게 된다.

데이터의 학습을 위해서는 다양한 학습 알고리즘을 사용할 수 있으나 공학적 측면에서는 가장 고전적인 방법인 ANN, 딥러닝, CNN 등으로 분석할 수 있고, 다음 장에서 간략히 설명하려 한다.

3. 데이터 분석을 위한 기계학습 알고리즘

데이터를 위주로 하는 기계학습의 경우 ANN 또는 딥러닝을 활용하는 알고리즘으로 데이터를 분석하고, 예측할 수 있으며, 그림 2에 일반적인 모형을 나타내었다.

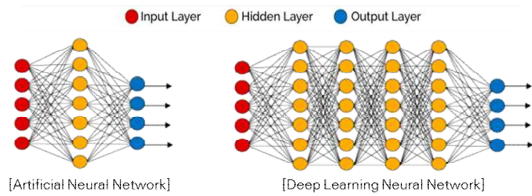


그림 2. ANN과 딥러닝 모형

ANN은 기본적으로 입력층, 은닉층, 출력층으로 구분되어 있으며, 입력과 출력 데이터를 활용하여 은닉층 내의 방정식 및 계수, 가중치 등을 도출하여 활용한다. 딥러닝은 은닉층을 여러개 사용하여 정확도를 보다 향상 시키는 방법이다. ANN의 문제는 최근에는 일부 결과들을 확인할 수 있으나, 일반적으로 은닉층에서 계산되는 값들을 파악할 수 없어 정확한 모델의 구현이 어렵다는 것이다. 그러나, 학습을 위한 데이터를 보유하고 있다면, 정확한 모델을 구성할 수 있으며, 다른 학습 모델이 비해 쉽고 빠르다는 장점을 활용할 수 있다.

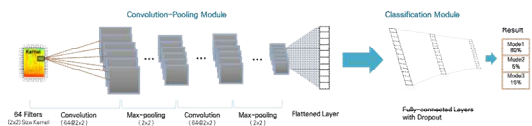


그림 3. CNN 모형

CNN은 이미지를 학습하는데 유리한 알고리즘으로 그래프 또는 사진 등으로 저장되어 있는 시험 데이터들을 학습하기 위해 관심을 받고 있다. CNN의 가장 큰 장점은 이미지 내에 객체의 위치가 변하더라도 동일한 특징을 인지할 수 있다는 것으로 시험담당자가 대상 물체를 촬영할 때 특정 위치나 거리를 고려하지

않아도 그 데이터를 사용할 수 있다는 것이다.

CNN은 이미지를 픽셀과 같은 작은 영역으로 나누어 각 영역의 특정 패턴을 인식하고, 학습한 후 픽셀을 재배치했을 때 동일한 결과가 출력되어야 한다. 입력한 이미지와 출력된 이미지가 유사하지 않은 경우 알고리즘의 개선 및 재학습 등을 통해 성능을 개선해야 한다.

4. CAE 및 기계학습 기반 설계

CAE 해석 기법을 설계에 적용할 경우 가장 큰 문제가 많은 시간이 소요된다는 것이다. CAE 프로세스의 자동화를 통해 설계자가 CAE를 쉽게 사용할 수 있어 해석 모델의 제작, 해석 조건의 설정 등에 소요되는 시간은 크게 단축되었으나 해석 시간을 단축할 수는 없다.

이런 단점을 보완하기 위해 최근에 POD, ROM 등 Meta 모델을 활용하는 기법들이 사용되고 있다. Meta 모델은 기존에 보유하고 있는 CAE 해석 데이터, 시험데이터 등을 학습시켜 데이터베이스를 구축한 후 모델의 성능 개선 및 최적화 시 추가적인 CAE 해석 없이 성능을 실시간으로 예측할 수 있다.

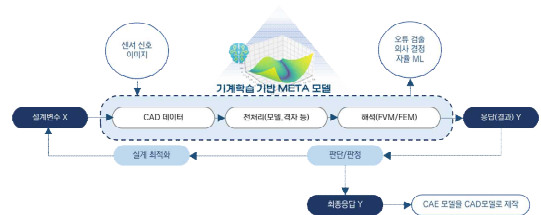


그림 4. Meta 모델을 활용한 프로세스

그림 4에 나타낸 것과 같이 기존 CAE 프로세스 중 CAD 모델링, 전처리, 해석 등을 Meta 모델을 활용하여 반복 수행하지 않고, 결과를 얻을 수 있다. 또한, 비정상 해석도 Meta 모델을 활용해 성능을 예측할 수 있고, POD 등의 기법을 활용해 예측 결과의 가시화도 가능하다.

5. 인공지능 기반 성능 예측 사례

보유하고 있는 데이터들을 활용하여 성능을 예측하는 사례들을 간략히 소개한다. 그림 5와 6에 이미지를 기반으로 에어포일을 성능을 예측하는 사례를 나타내었다.

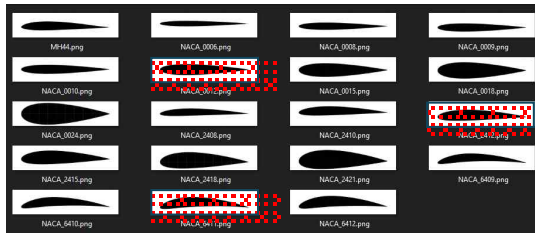


그림 5. 에어포일 형상들

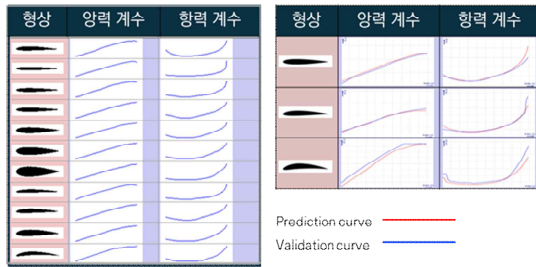


그림 6. 데이터베이스

그림 7. 예측 결과

그림 5에서 백색 배경인 에어포일은 기존 데이터를 보유하고 있는 에어포일을 나타내며, 적색 배경인 에어포일은 새롭게 성능을 예측하려는 모델을 나타내고 있으며, 그림 6에 데이터베이스를 나타내었다.

그림 6에서와 같이 데이터들은 모두 이미지로 되어 있으며, 기계학습을 통해 형상과 결과와의 관계를 추출하여 새로운 모델의 성능을 예측한다.

그림 7은 새로운 에어포일 형상에 대해 별도의 해석이나 시험 없이 기계학습을 통해 학습한 인공지능 알고리즘이 성능을 예측한 결과를 나타낸 것이다. 그림에서 알 수 있듯이 예측 결과와 시험 결과가 잘 일치하고 있음을 알 수 있다.

그림 5, 6, 7의 예와 같이 설계자가 충분한 데이터를 보유하고 있다면 기계학습을 기반으로 한 인공지능 알고리즘을 활용한다면 제품의 초기설계 단계에서 시험이나 CAE 해석 없이 CAD 데이터만 활용하여 성능을 예측할 수 있다는 것을 의미한다. 인공지능 알고리즘에 따라 어느 정도의 오차가 발생할 수 있지만, 제품이 존재하지 않는 설계 단계에서 이를 잘 활용한다면, 제품의 설계 기간 단축할 수 있을 것으로 판단된다.

기계학습을 활용하여 제품의 성능을 예측하는 사례를 한가지 더 소개한다.

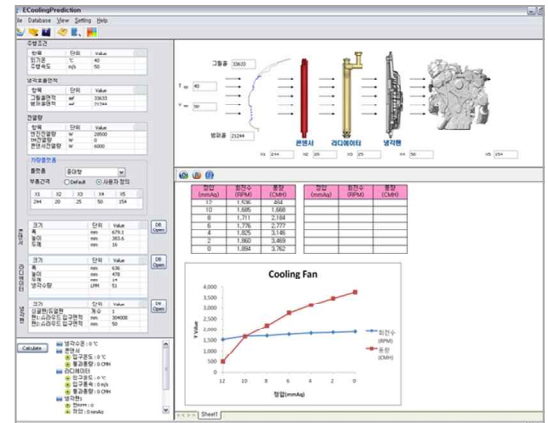


그림 8. 냉각 성능 예측 사례

그림 8은 자동차의 냉각시스템 배치에 따른 성능을 예측하는 플랫폼을 나타낸 것이다. 완성차 업체에서는 수십년간 자동차 냉각시스템 배치에 따른 시험 및 CAE 해석 결과들을 보유하고 있다. 이 데이터들을 활용하여 데이터베이스를 구축하고, 기계학습을 통해 인공지능 알고리즘을 개발하였다.

그림에서와 같이 설계자가 냉각계 구성품들의 위치, 차량 주행 조건, 엔진의 방열 특성들을 입력하면, 플랫폼은 실시간으로 냉각 성능을 예측해 설계자에게 제공한다.

6. DX 플랫폼 사례



그림 9 가상 격납고 (에어버스사)

그림 9는 현재 에어버스사에서 사용하고 있는 가상 격납고인 Skywise 플랫폼을 나타낸 것이다. 에어버스사는 항공기의 유지보수 주기를 판단하기 위해 협업 로봇, 드론, 스캐너, 카메라, 비파괴 센서 및 사물인터넷 기술을 활용하여 항공기가 운항이 끝난 후

자동으로 항공기의 상태를 점검하고, 부품의 교환 시기 등을 판단할 수 있도록 플랫폼을 개발하였다.

이 플랫폼의 활용으로 기존 항공기 정비에 소요되는 시간을 획기적으로 단축할 수 있었으며, 불량을 또한 10% 이상 줄일 수 있었다고 발표했다.

선진 업체들은 제품의 설계, 시험, 양상 및 유지보수까지 모든 것을 시스템을 통해 판단하고, 제어하기 위한 DX 플랫폼 개발에 많은 비용을 투자하고 있다.

DX 플랫폼을 단기간에 적은 비용으로 개발한다는 것은 불가능하므로 장기적인 계획을 통해 DX 플랫폼을 개발하다면 미래의 제품 설계는 보다 혁신적으로 효율적 일 것으로 판단된다.

6. 결론

데이터의 기계학습을 통해 개발된 인공지능을 활용하여 제품 설계 시 초기에 성능의 예측이 가능하며, 이를 통해 제품의 효율적인 설계를 추구할 수 있다. CAE 또는 데이터 분석 기법을 잘 알지 못하는 설계자들 위해 개발된 시스템들을 하나의 플랫폼으로 통합하고, 이를 제품 개발에 관련된 모든 팀에 배포함으로써 설계 기간 단축 및 설계 비용을 절감을 추구할 수 있고, 플랫폼 상에서 협업팀들간의 빠른 의사결정도 가능하다.

지속적인 개발을 통해 양산라인의 자동화 시스템 및 공장자동화 솔루션과의 연계를 통해 설계 및 생산을 통합 관리할 수 있고, 이는 경쟁업체와의 제품 경쟁력에서 우위를 점할 수 있을 것으로 판단된다.

현재의 인공지능은 인간이 제공하는 데이터를 활용하여 계산을 수행하는 것이 대부분이지만, 미래에는 인공지능 스스로 지속적인 학습을 통해 인간이 하고 있는 많은 분야를 대신할 수 있을 것이다.

그러나, 지금 단계에서는 인공지능을 잘 활용하여 업무의 효율성을 향상하고, 자동화된 프로세스들을 DX 플랫폼을 활용해 통합함으로써 단순화된 업무는 인공지능이 처리하고, 설계자들은 새로운 개념의 제품 개발을 통해 선진 업체로 발돋움 해야 한다.

모빌리티 인지 센서 시스템 열화 문제와 전환형 열관리 기술

강유림 · 박창주 · 이윤철

* 한국광기술원 모빌리티 조명 연구센터

Mobility Awareness Sensor System Degradation Problems and Conversion Thermal Management Technology

Kang Yu-rim, Park Chang-ju, Lee Yoon-cheol

ABSTRACT

이 글에서는 모빌리티 인지 센서 시스템에서 발생하는 열화 현상을 Arrhenius 기반 온도 의존 열화와 thermal cycling에 따른 구조적 열화 관점에서 살펴보고, 에너지 효율 기반 능동·수동 전환형 열관리 기술의 필요성을 논의한다.

자율주행차, 전기차, 도심항공모빌리티(UAM)로 대표되는 차세대 모빌리티 플랫폼에서는 주변 환경을 정확하게 인지하고 판단하기 위한 모빌리티 인지 센서(perception sensor)가 시스템의 핵심 요소로 자리 잡고 있다 [1]. 카메라, 라이다(LiDAR), 레이더, 적외선 센서 등 다양한 인지 센서는 단일 센서 성능을 넘어, 다중 센서 융합과 고속 신호 처리 기반의 정밀 인식 기술로 발전하고 있다. 이러한 기술적 진화는 센서 모듈 내부에 탑재되는 전자 소자, 광원, 구동 회로의 고집적화·고출력화를 동반하며, 이는 필연적으로 열 발생 증가로 이어진다 [2]. 특히 모빌리티 인지 센서는 차량 외부 또는 제한된 공간의 하우징 내부에 배치되는 경우가 많아, 외기 온도 변화, 일사, 주행 속도, 구동 조건 변화가 동시에 작용하는 가변적이고 비정상적인 열 환경에 노출된다. 이로 인해 단기 성능뿐만 아니라 장기 신뢰성 확보를 위한 열 관리와 열화(Thermal degradation) 억제 기술의 중요성이 점차 강조되고 있다.

이러한 배경에서 모빌리티 인지 센서의 신뢰성을 논의하기 위해서는, 센서 성능 저하가 어떤

메커니즘을 통해 발생하는지에 대한 이해가 선행되어야 한다. 센서 시스템에서 관찰되는 열화는 단일 원인에 의해 발생하기보다는 온도, 시간, 구동 패턴이 복합적으로 작용하는 누적 현상으로 나타난다. 일반적으로 열화는 평균 온도 상승에 따른 반응 속도 가속과 반복적인 온도 변동에 따른 기계적 피로로 구분할 수 있다. 이 두 가지 메커니즘은 서로 독립적으로 작용하기도 하지만 실제 운용 환경에서는 상호 영향을 미치며 복합적인 열화 경로를 형성한다. 따라서 열관리 전략 역시 단일 지표(최대 온도 등)에만 의존하기보다는 평균 온도, 온도 변동폭, 열 사이클 누적을 종합적으로 고려하는 접근이 필요하다.

열화의 물리적·신뢰성 메커니즘

전자 및 광학 소자에서 발생하는 많은 열화 모드는 Arrhenius 법칙으로 표현되는 온도 의존 반응 속도 증가 특성을 보인다. 접합 온도가 상승함에 따라 재료 내부에서의 확산, 산화, 계면 반응, 결함 성장과 같은 미시적 열화 과정이 가속되며, 이는 소자 특성의 점진적인 변화로 축적

된다. 신뢰성 공학 분야에서는 이러한 Arrhenius 거동을 기반으로 가속 수명 시험이 널리 활용되고 있으며, 다양한 반도체 및 광소자에서 접합 온도가 열화 속도를 지배하는 주요 인자임이 보고되었다. 다만 열화 속도의 정량적 변화는 활성화 에너지, 재료 조성, 패키지 구조, 구동 조건에 따라 달라질 수 있으므로, 특정 온도 상승에 대한 수명 감소를 일률적으로 일반화하기보다는 온도 관리 자체가 열화 억제에 핵심 요소라는 점에 주목할 필요가 있다.

모빌리티 인지 센서에 적용되는 LED 광원, 이미지 센서, 레이저 다이오드, 신호 처리 IC 등은 이러한 온도 의존 열화 특성에 민감하며, 평균 접합 온도의 지속적인 상승은 광출력 감소, 감도

저하, 노이즈 증가 등으로 나타날 수 있다. 이러한 변화는 초기에는 미미해 보일 수 있으나, 장기 운용 시 인지 정확도 저하와 시스템 신뢰성 저하로 누적될 가능성이 있다.

평균 온도 상승에 따른 열화와 함께, 모빌리티 인지 센서 시스템의 실제 운용 환경에서는 thermal cycling(열 사이클)에 따른 구조적 열화가 중요한 역할을 한다. 모빌리티 인지 센서는 주행 상황, 조명 조건, 환경 인식 요구에 따라 출력이 지속적으로 변화하며, 이에 따라 센서 모듈 내부 온도 역시 반복적으로 상승과 하강을 반복한다. 이러한 온도 변동은 서로 다른 열팽창 계수(CTE)를 갖는 반도체 칩, 금속 배선, 솔더 접합부, 기판, 봉지재 간에 반복적인 기계적 응력을 유발한다. 장기간에 걸쳐 이러한 응력이 누적되면 계면 박리, 미세 균열, 솔더 피로, 접촉 저항 증가 등 구조적 열화가 발생할 수 있다 [3]. 이러한 구조적 열화는 센서 신호의 장기 드리프트, 출력 불안정성, 간헐적 오작동과 같은 형태로 나타나며, 시스템 수준의 신뢰성 문제로 확대

될 수 있다. 특히 thermal cycling은 평균 온도가 낮더라도 발생할 수 있기 때문에, 단순히 온도를 낮추는 것만으로는 충분히 억제되지 않는다. 따라서 열관리 전략은 평균 온도 제어와 더불어 온도 변동폭과 사이클 빈도를 완화하는 방향으로 설계될 필요가 있다.

기존 열관리 방식의 한계에 대한 재고

앞서 살펴본 바와 같이, 모빌리티 인지 센서 시스템에서는 평균 온도 상승에 따른 Arrhenius 기반 열화와 함께 thermal cycling에 따른 구조적 열화가 동시에 작용한다. 그러나 기존 열관리 방식은 주로 평균 접합 온도를 낮추는 데 초점을 두고 설계되어 왔으며, 실제 운용 환경에서 발생하는 온도 변동폭 및 열 사이클 누적을 충분히 고려하지 못하는 경우가 많다. 이러한 관점에서 볼 때, 현재 모빌리티 인지 센서에 적용되고 있는 열관리 방식이 항상 열화 억제에 최적이라고 단정하기는 어렵다. 수동 방열 방식은 구조가 단순하고 추가적인 전력 소모가 없다는 장점이 있으나, 고출력 구동이나 밀폐된 하우징 환경에서는 평균 접합 온도를 충분히 낮추기 어려운 한계를 가진다. 반면 능동 냉각 방식은 평균 온도를 효과적으로 저감할 수 있으나, 상시 구동 또는 제어가 정교하지 않을 경우 불필요한 에너지 소모와 함께 온도 변동폭 증가라는 부작용을 초래할 수 있다. 특히 온·오프 제어가 반복되거나 외란에 대한 과응답이 발생할 경우, thermal cycling에 따른 구조적 열화가 오히려 가속될 가능성도 배제할 수 없다. 이러한 한계는 기존 열관리 방식이 가변적인 열 부하 특성을 갖는 모빌리티 인지 센서 환경을 충분히 반영하지 못하고 있음을 시사한다.

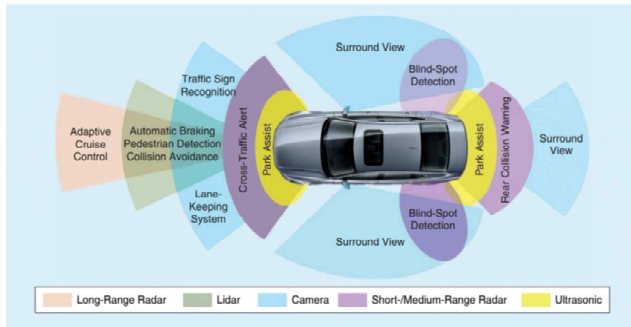
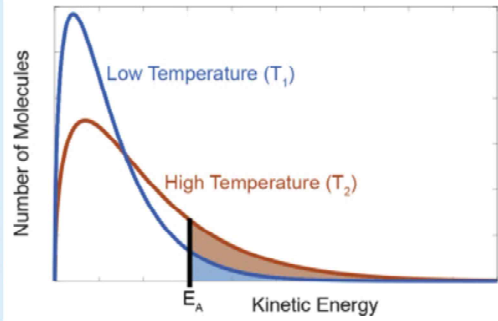


그림 1 모빌리티 인지 센서 시스템과 Arrhenius 기반 열화 메커니즘 개념도 [1], [4]

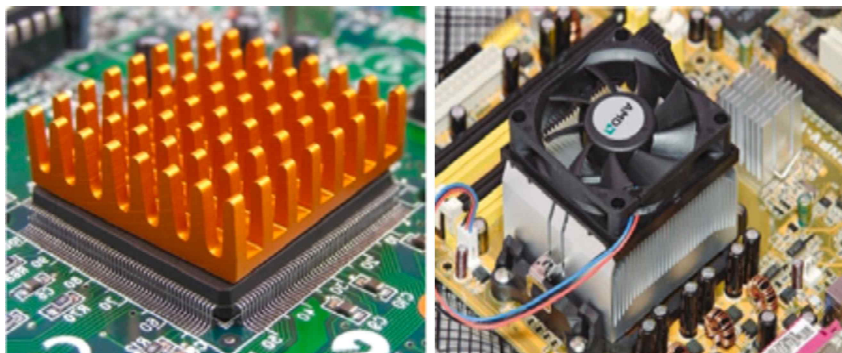


그림 2 수동 방열과 능동 방열 방식의 대표적 예 [5]

전환형 열관리 기술의 필요성

이러한 문제 인식에서 출발한 대안이 바로 에너지 효율 기반 능동·수동 전환형 열관리 개념이다. 이 개념은 항상 동일한 냉각 방식을 적용하는 대신, 센서의 열 부하 상태에 따라 냉각 방식을 선택적으로 적용하는 접근을 의미한다. 저열 부하 조건에서는 수동 방열을 통해 평균 온도를 안정적으로 유지하고, 고열부하 조건에서만 능동 냉각을 활성화함으로써 불필요한 에너지 소모와 열 스트레스를 최소화할 수 있다. 이러한 전환형 접근은 평균 접합 온도를 낮추는 동시에 온도 변동폭과 열 사이클 누적을 완화할 수 있는 잠재력을 가진다. 특히 적절한 히스테리시스 설정, 최소 온·오프 시간 제어, 예측 기반 제어가 병행될 경우, thermal cycling 억제 측면에서 더욱 효과

적인 설계가 가능하다.

전환형 열관리 개념을 구현하는 구조 중 하나로, 방사형 히트싱크를 열 전달 경로의 중심 요소로 활용하는 설계를 고려할 수 있다. 방사형 히트싱크는 자연대류 조건에서 비교적 균일한 열 확산 특성을 가지며, 능동 냉각 요소가 비활성화된 상태에서도 안정적인 수동 방열 성능을 제공할 수 있다. 능동 냉각이 활성화되는 경우에도 방사형 히트싱크는 국부적인 열 집중을 완화하고, 능동 냉각 요소에 가해지는 열 부하를 분산시키는 역할을 수행할 수 있다. 이러한 구조적 특성은 능동 냉각 요소의 과부하를 방지하고, 시스템 전체의 열적 안정성을 향상시키는 방향으로 작용하며, 열화 억제 관점에서 전환형 열관리 구조의 설계적 타당성을 강화한다.

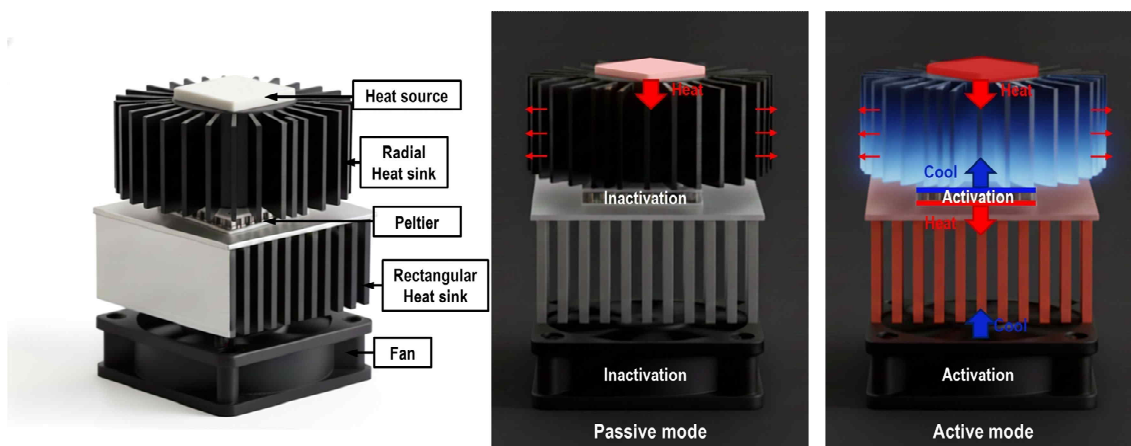


그림 3 방사형 히트싱크 기반 전환형 열관리 시스템의 구조와 동작 원리 [6]

모빌리티 인지 센서 시스템의 성능은 개별 소자의 특성뿐만 아니라, 센서·광원·전자 구동부·패키징으로 구성된 복합 시스템의 신뢰성에 의해 제한된다. 따라서 향후 인지 센서 설계에서는 단기적인 성능 향상 중심의 접근을 넘어, 열화 메커니즘을 고려한 열관리 구조의 통합 설계가 필수적이다.

에너지 효율 기반 능동·수동 전환형 열관리 기술은 센서 열화 억제, 장기 신뢰성 확보, 에너지 효율 향상이라는 요구를 동시에 고려할 수 있는 설계 방향을 제시한다. 이는 자율주행 및 지능형 모빌리티 시스템에서 요구되는 고신뢰성 인지 기술 구현을 위한 중요한 기반 기술로 해석될 수 있다.

맺음말

모빌리티 인지 센서 시스템의 고도화는 필연적으로 열 발생 증가와 열화 문제를 동반한다. 에너지 효율 기반 능동·수동 전환형 열관리 기술은 평균 열적 스트레스 수준 저감과 온도 변동 완화를 동시에 고려할 수 있는 접근으로서, Arrhenius 기반 열화와 thermal cycling에 따른 구조적 열화를 완화하는 데 실질적인 기여가 가능하다. 다만 이러한 효과는 적절한 전환 기준과 제어 전략이 동반될 때에 한해 기대될 수 있다.

참고문헌

- [1] K. Rana et al., "The perception systems used in fully automated vehicles: a comparative analysis," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 84, no. 29, pp. 35363–35385, Apr. 2023
- [2] Chang, N. et al., "Emerging ADAS Thermal Reliability Needs and Solutions," *IEEE Micro*, 2018
- [3] A. Pandey et al., "Evaluating optical performance degradation of automotive cameras under accelerated aging," *Optics and Lasers in Engineering*, vol. 196, Art. no.

[4] Arrhenius – an overview, *ScienceDirect Topics*, Elsevier. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/arrhenius>

[5] R. K. Apalowo et al., "Investigating the impacts of heat sink design parameters on heat dissipation performance of semiconductor packages," *International Journal of Thermal Sciences*, vol. 208, Feb. 2025, Art. no. 109490

[6] Y. R. Kang et al., "Switchable thermoelectric cooler with radial heatsink for dual-mode thermal management system," *Results in Engineering*, vol. 27, Sep. 2025, Art. no. 106014

인지 센서의 가혹 환경 생존 전략: 피지컬 AI를 완성하는 자연모방 3R 기술 김선중

* (주)호모미미쿠스

Harsh Environmental Survival Strategies of Cognitive Sensors: Natural Simulation 3R Technology to Complete Physical AI

Sun joong Kim

1. 서론: 시스템의 '안전'과 직결된 인지 센서 보호의 공학적 중요성

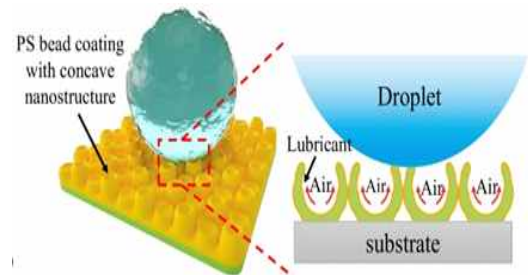
자율주행 자동차, 스마트 팩토리, 해양 플랜트 모니터링에 이르기까지 현대 산업의 핵심은 '데이터'를 기반으로 한 피지컬 AI이며, 그 데이터를 생성하는 주체는 '인지 센서'이다. 센서는 시스템의 눈 역할을 수행하며 실시간으로 환경을 감지하지만, 역설적으로 가장 가혹한 부식 환경에 직접 노출되는 부품이기도 하다. 특히 현대의 인지 센서는 단순히 부식에 의한 구조적 손상을 넘어 자외선(UV)에 의한 광열화, 화학적 오염에 의한 신호 왜곡, 그리고 전파 간섭이라는 복합적인 문제에 직면해 있다.

이러한 난제들은 기존의 단순 코팅이나 차폐 기법으로는 해결하기 어려운 한계가 있다. 본고에서는 자연이 38억 년에 걸친 진화 과정에서 발전시킨 '방어(Resistance)·배척(Repel)·자가복원(Repair)'의 3R 전략을 바탕으로, 인지 센서의 신뢰성을 근본적으로 확보하기 위한 자연모방 기술의 산업적 적용 가능성을 탐색하고자 한다.

2. [Repel] 톱토기의 재진입 구조: 극한 환경을 견디는 옴니포빅 표면

인지 센서의 표면 오염(Fouling)은 데이터 신뢰성을 떨어뜨리는 결정적 요인이다. 토양 속에 서식하는 톱토기(Springtail)는 피부 표면에 형성된 미세한 재진입 구조(Re-entrant structure)를 통

해 이를 해결한다. 이 구조는 액체와 공기 사이의 계면을 물리적으로 꺾어줌으로써, 표면에 견고한 공기층(Plastron)을 형성하고 액체가 틈새로 침투하는 것을 원천 차단한다. 이러한 메커니즘은 물뿐만 아니라 기름, 유기 용매, 계면활성제까지 밀어내는 '옴니포빅(Omniphobic)' 특성을 부여한다. [1]



[그림1] 미세한 재진입 구조

이는 단순히 수분만을 배척하는 연잎 효과(Lotus Effect)가 표면 장력이 낮은 기름진 오염물에 쉽게 젖어버리거나 압력 조건에서 공기층이 붕괴되는 것과 비교했을 때 매우 탁월한 내구성을 보여준다. 특히 최신 연구에 따르면, 이러한 톱토기의 원리를 나노 오목(Nano-concave) 구조로 발전시킬 경우 고압 산업 현장에서도 방오 기능을 유지할 수 있어, 해양 및 극한 환경용 센서의 인지 감도를 유지하는 핵심 솔루션이 된다.

3. [Resistance] 모르포 나비의 구조색: 광열화 저항과 신호 투과성 확보

실외 센서 하우징이 직면하는 자외선(UV)은 고분자 재료의 화학적 결합을 끊어 변색과 미세 균열을 유발한다. 렉서스(Lexus)가 상용화한 '스트럭처럴 블루(Structural Blue)' 기술은 모르포 나비(Morpho Butterfly)의 날개 구조를 모사하여 이러한 광열화 문제를 물리적으로 해결한 대표적 사례이다[2][3]. 모르포 나비의 날개는 화학적 안료 대신 나노 적층 격자 구조를 통해 특정 파장의 빛만을 반사하는 구조색(Structural Color) 원리를 이용한다.



[그림2] 모르포 나비 날개의 나노 구조를 모사한 렉서스(Lexus)의 스트럭처럴 블루 상용화 (Source: Lexus)

물리적 나노 구조에 기반한 이 기술은 시간이 흘러도 변색되지 않는 영구적 내후성을 제공할 뿐만 아니라, 인지 센서에 필수적인 전파 투과성(RF Transparency)을 확보해 준다. 금속 안료를 배제한 유전체(Dielectric) 다층막 구조의 특성상 5G 신호나 레이더(Radar)파의 간섭을 최소화할 수 있기 때문이다. 이는 미적 디자인과 신호 투과 신뢰성을 동시에 확보해야 하는 차세대 모빌리티 인프라 보호에 최적화된 기술이다.

4. [Repair] SLIPS 기술: '고체+유체' 혼합 계면을 통한 능동적 자가복원

물리적 손상은 부식 인자의 침투 경로가 되어 센서의 기능을 마비시킨다. 자연의 벌레잡이통꽃을 모방한SLIPS(Slippy Liquid-Infused Porous Surfaces) 기술은 미세한 다공성 기질에 특정 액체(윤활제)를 채워 넣어 표면을 "고체 + 유체"의 혼합 계면으로 변화시킨다[4]. 이를 통해 형성된

극도로 매끄러운 표면은 오염 물질의 부착을 방해하는 강력한 물리적 장벽이 된다.



[그림3] 일반적인 불소계 코팅(Teflon) 대비 오일 배척 및 자가복원 성능이 탁월한 SLIPS 표면 비교 (Source:AST)

이 기술을 상용화한 Adaptive Surface Technologies(미국)는 병-용기 내부의 오염 방지부터 산업용 센서 보호재까지 광범위한 분야에서 실효성을 입증하고 있다[5]. SLIPS의 핵심은 자가 복원(Self-healing) 메커니즘에 있다. 표면에 스크래치가 발생하더라도 내부의 액체 윤활유가 즉각적으로 결함 부위를 메워 부식 방지 성능을 유지한다. 이는 수중이나 가혹한 오염 환경에 노출된 센서의 유지보수 주기를 획기적으로 연장하며, 손상 후에도 스스로 기능을 복구하는 능동적 부식 방식의 정점을 보여준다.

5. 결론: 자연에서 영감을 얻은 피지컬 AI 시대의 전환

인지 센서를 위한 자연모방 솔루션은 이미 렉서스의 구조색이나 현대자동차그룹의 Regeneration Studio 프로그램, 그리고 PPG의 지속가능한 코팅 투자 사례 등을 통해 산업적 가치가 증명되고 있다[6][7]. 자연모방 기술은 단순 코팅을 넘어 센서 고유의 인지 기능을 극대화하는 다기능(Multifunctional) 전략이다. 이는 자연의 38억년 진화 과정 속에 내재된 피지컬 AI 기능을 인류의 제품에 구현하는 훌륭한 아이디어와 솔루션을 제공한다. 앞으로 한국모빌리티인지센서학회와 자

연모방의 시너지를 통해 창의적 피지컬 AI 기술 실증을 기대하며, 이러한 원천 기술들이 실제 산업 현장에 이식되어 피지컬 AI인프라의 신뢰성을 높일 수 있도록 산학연 협력과 교육의 장을 지속적으로 확대해 나갈 것을 기대한다.

참고문헌

- [1] Guo, J., Jiang, M., Li, X., Farid, M. U., Deka, B. J., Zhang, B., Sun, J., Wang, Z., Yi, C., Wong, P. W., Jeong, S., Gu, B., & An, A. K. (2024). Springtail-inspired omniphobic slippery membrane with nano-concave re-entrant structures for membrane distillation. *Nature Communications*, 15, 7750. <https://doi.org/10.1038/s41467-024-52108-9>
- [2] Banerjee, D. (2012). Omnidirectional structural color paint. U.S. Patent No. 8,323,391.
- [3] Banerjee, D. (2021). Structural blue: Journey from fundamental research to real-life application as first omnidirectional structural color pigment. In *Proceedings of the 11th International Conference on Metamaterials, Photonic Crystals and Plasmonics (META 2021)* (p. 48). Warsaw, Poland.
- [4] Wong, T. S., Kang, S. H., Tang, S. K., Smythe, E. J., Hatton, B. D., Grinthal, A., & Aizenberg, J. (2011). Bioinspired self-repairing slippery surfaces with pressure-stable omniphobicity. *Nature*, 477(7365), 443-447.
- [5] AskNature. (n.d.). Coating to keep consumer products clean inspired by pitcher plants. Retrieved January 2026, from <https://asknature.org/innovation/coating-to-keep-consumer-products-clean-inspired-by-pitcher-plants/>
- [6] Hyundai Motor Group (2024): Hyundai Motor Group. (2024). Hyundai Motor Group and Rhode Island School of Design expand partnership. Hyundai News. <https://www.hyundai.news/eu/articles/press-releases/hyundai-motor-group-and-rhode-island-school-of-design-expand-partnership.html>
- [7] PPG (2025): PPG. (2025). Sustainable innovation: PPG's investments in the global powder coating segment. PPG. <https://www.ppg.com/en-US/industrialcoatings/sustainable-innovation-ppg-s-investments-in-the-global-powder-coating-segment>

모빌리티 적용을 위한 고정형 라이다 제품 현황 및 향후 개발 방향

Current Status and Future Development Direction of Solid-state LiDAR Products for Autonomous Driving

나진영¹⁾ • 임주현¹⁾ • 이재권¹⁾ • 정지성^{1)*}

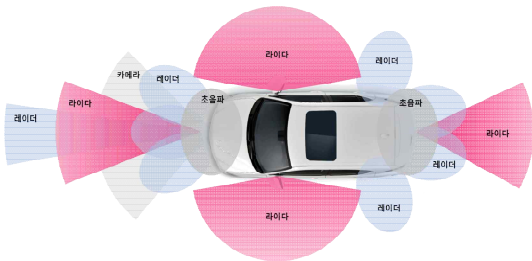
(주)에스오에스랩¹⁾

Key Words: Solid-state LiDAR(고정형 라이다), Sensor(센서), Autonomous Driving(자율주행), ADAS(운전자보조시스템)

1. 모빌리티 발전에 따른 고정형 라이다 전망

자율주행 기술은 SAE(Society of Automotive Engineers) 기준에 따라 레벨 0부터 레벨 5로 구분된다. 조건부 자율주행 단계인 레벨 3부터는 주행 중 주변 환경을 감시하고 대응하는 OEDR(Object and Event Detection and Response)의 주체가 운전자에서 시스템으로 전환된다. 이에 따라 차량 시스템은 보행자, 자전거, 차량 등 다양한 객체를 높은 정확도로 인식하고, 돌발 상황에 대해 즉각적인 판단과 제어를 수행할 수 있는 고도의 인지 능력이 요구된다.

고도화된 자율주행 시스템의 안전성과 신뢰성을 확보하기 위해 <그림 1>과 같이 센서 중복 구성(Redundancy)은 필수이다. 이는 특정 센서의 하드웨어적 결함 또는 기상 악화와 같은 환경적 요인으로 발생할 수 있는 미인식 및 오인식을 상호 보완함으로써, 단일 센서 기반 인지의 한계를 극복하는 핵심 수단이 된다.



<그림 1> 자율주행차 센서 시스템

각 센서는 감지 원리와 성능 측면에서 각기 다른 특성을 가진다.^[1]

카메라는 주변 환경의 고해상도 RGB 이미지를 제공하여 색상, 형태, 텍스트(표지판 등)와 같은 시각 정보를 인식하는 데 활용된다. 다만 조도 변화에 민감하고 눈·비·안개 등 악천후 환경에서 성능 저하가 발생할 수 있으며, 2차원 영상 기반 특성으로 인해 거리 정보를 추정하기 위해서는 추가적인 연산 과정이 요구된다. 레이더(Radar)는 전자기파를 이용하여 악천후 조건에서도 비교적 안정적으로 거리 측정 및 상대 속도 산출이 가능하나, 해상도 한계로 인해 객체의 세부 형상 구분에는 제약이 있다.

반면 라이다(LiDAR, Light Detection and Ranging)는 레이저 기반 거리 측정을 통해 주변 환경을 3차원 점군(Point Cloud) 형태로 구성하며, 직접적인 거리 및 깊이 정보를 제공한다. 이러한 특성은 장애물 회피 및 정밀 3차원 지도 구축 과정에서 주요하게 활용되며, 자율주행 시스템의 공간 인지 신뢰성을 향상하는 데 기여한다.

레벨 3 이상의 자율주행 시스템은 다양한 주행 시나리오에 대응하기 위해 단일 센서가 갖는 물리적 한계를 보완할 수 있는 다중 센서 구성이 요구된다. 특히 360° 전방위 인식과 시스템 신뢰성 확보를 위한 중복 구성(redundancy) 측면에서 센서 간 중첩 커버리지를 확대하는 설계가 중요하며, 이 가운데 라이다는 공간 인지 성능을 좌우하는 핵심 입력으로 활용된다. 이에 따라 라이다 역시 단일 구성에 머무르지 않고 인지 사각지대 최소화와 시스템 신뢰성 확보를 목적으로 다중 라이다(Multi-LiDAR) 체계로 확장되는 추세이다.



<그림 2> 자율주행차 기술단계별 라이다 장착 위치

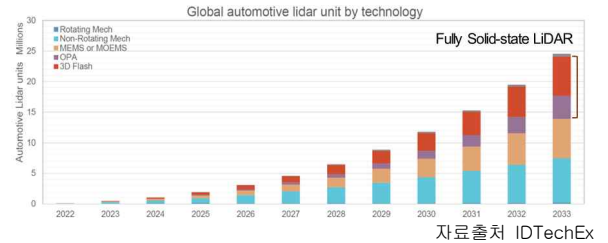
자율주행차에는 주행 환경과 운행 시나리오에 따라 장거리 라이다와 단거리 광시야각 라이다가 상호 보완적으로 적용된다. 장거리 라이다는 전방 200 m 이상의 차량 및 도로 구조물을 감지하여 고속 주행 상황에서의 장거리 객체 인식과 충돌 회피 판단에 활용되며, 전방 범퍼, 루프상단, 윈드실드 등 차량 전면부에 주로 탑재된다. 이를 통해 차선, 선행 차량, 합류 차량 등을 사전에 인지하고 제동 및 조향 판단을 지원함으로써 예측 기반 제어 성능 향상에 기여한다.

반면 단거리 광시야각 라이다는 넓은 시야각을 기반으로 차량 주변의 단거리 객체와 보행자, 측·후방 사각지대 영역을 인지하는 데 활용된다. 이는 차선 변경, 주차, 교차로 통과 등 복잡한 도심 주행 환경에서 주변 객체 누락 가능성을 낮추고, 시스템 신뢰성(중복 구성 기반) 확보에 기여한다. 결과적으로 장거리 라이다와 단거리 광시야각 라이다를 결합한 다중 라이다 구성은 전방 및 주변 환경을 연속적으로 커버하여 자율주행 시스템의 인지 신뢰성을 향상하는 방향으로 확산되고 있다.

이러한 라이다는 구조적 구동 방식에 따라 기계식 라이다와 고정형 라이다로 구분된다.[3] 기계식 라이다는 모터 또는 MEMS(Micro Electro Mechanical Systems)와 같은 구동부를 이용해 광학계를 물리적으로 회전시켜 넓은 시야각을 확보한다. 그러나 물리적 구동부는 진동 및 충격에 취약하여 내구성 확보에 한계가 있으며, 부피가 커 차량 탑재 및 양산 적용에 제약이 따른다. 반면 고정형 라이다는 기계적 구동부 없이 반도체 기반 송수신 소자(예: VCSEL, SPAD 등)를 이용해 동작하므로 진동 및 충격 환경에서 내구성이 우수하고, 칩 레벨 패키징 최적화를 통해 소형화에도 유리하다. 이러한 특성으로 인해

최근 자율주행 산업에서는 고정형 라이다 개발 및 채택이 확대되는 추세이다.

시장 분석 자료에 따르면 글로벌 자율주행용 라이다 시장 규모는 2024년 5억 달러에서 2030년 9억 달러로 성장할 것으로 전망된다. 또한 자율주행차에 장착되는 라이다 수량이 증가하는 가운데, 고정형 라이다의 채택 비율 역시 빠르게 확대되고 있다.



<그림 3> 라이다 시장 전망

2. 고정형 라이다의 제품 동향

고정형 라이다의 주요 제조사로는 Hesai Group(China), RoboSense Technology Co., Ltd.(China), Opsy Technologies(Israel), Seyond(US), SOS LAB Co., Ltd.(Korea) 등이 있으며, 각 업체는 자율주행차 전방 인식 및 로봇용 단거리 인식 등 운용 목적에 최적화된 고정형 라이다 제품을 출시하고 있다.[2]

<표1>은 주요 글로벌 제조사가 최근 5년간 출시한 고정형 라이다 제품의 주요 사양을 비교한 것이다. 해당 제품은 측정 거리 30~200 m, 수평 시야각 60~190°, 해상도 0.1~0.7° 범위에 분포한다. 이는 자율주행차의 인지 시나리오에서 요구되는 전방 150 m 이상의 장거리 인식과 50 m 이내 단거리 감지를 모두 고려한 설계 경향을 반영한다.

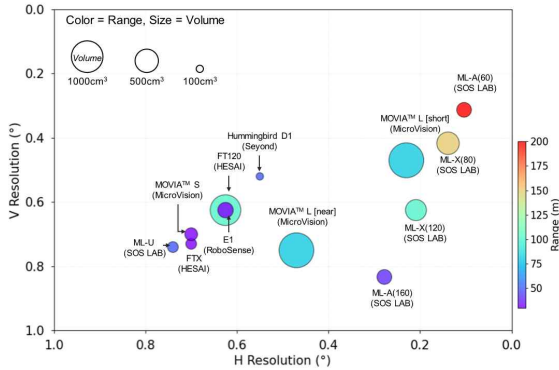
업체명	제품명	측정거리 (m)	시야각 (°)	해상도 (°)	부피 (mm³)
HESAI	FT120	100	100° x 75°	0.625° x 0.625°	987
	FTX	30	180° x 140°	0.7° x 0.73°	163
MicroVision	MOVIA™ L	80	60° x 37.5° [short] 120° x 75° [near]	0.23° x 0.47° [short] 0.23° x 0.47° [near]	1,258
	MOVIA™ S	30	185° x 140°	0.7° x 0.7°	210
RoboSense	E1	30	120° x 90°	0.625° x 0.625°	284
Seyond	Hummingbird D1	50	140° x 100°	0.55° x 0.52°	100
SOS LAB	ML-X(80)	150	80° x 23.3°	0.139° x 0.417°	550
	ML-X(120)	100	120° x 35°	0.209° x 0.625°	487
	ML-A(80)	200	60° x 17.5°	0.104° x 0.313°	263
	ML-A(160)	40	160° x 46.7°	0.278° x 0.833°	263
	ML-U	50	190° x 142.5°	0.74° x 0.74°	162

<표 1>고정형 라이다 제품 사양

최근 기술 개발 현황에 따르면, 이러한 시야각과 해상도 간 물리적 제약을 완화하기 위해 하드웨어 최적화와 소프트웨어 알고리즘 개발이 동시에 추진되고 있다. 예를 들어, 고정된 시야각을 유지하면서도 인지 효율을 향상하기 위한 방안으로 객체의 출현 가능성이 높은 특정 영역

(x축: 수평 각해상도, y축: 수직 각해상도,
사각형크기: 수평/수직 시야각, 색상: 측정거리)

25



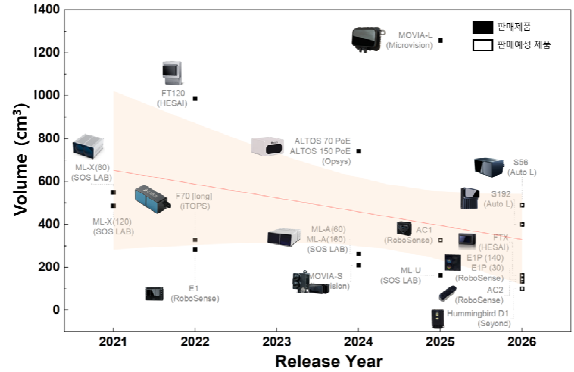
<그림 5> 고정형 라이다의 성능분포도
(x축: 수평 각 해상도, y축: 수직 각 해상도,
버블크기: 제품크기, 색상: 측정거리)

<그림 6>은 2021년부터 2026년까지 출시된 고정형 라이다 제품의 부피 변화 추이를 나타낸 것으로, 연도별로 부피가 점진적으로 축소되는 경향이 나타난다. 이러한 소형화 추세는 반도체 집적 기술의 고도화와 패키징 구조 단순화 등 제조·설계 기술의 발전에 기인한 결과로 해석된다.

우선 송신부(VCSEL)와 수신부(SPAD), 신호처리 회로를 단일 패키지로 통합하는 SoC(System on Chip) 기반 설계는 배선 공간을 줄이고 부품 간 간격을 최소화함으로써 모듈의 물리적 점유 면적을 효율적으로 감소시켰다. 특히 연산 기능을 센서 내부에 통합하는 방식은 외부 연산 장치 의존도를 낮추는 동시에 전체 모듈 크기 축소에 기여하였다. 또한 기존의 복잡한 굴절 렌즈 군을 단일 렌즈 또는 마이크로 렌즈 어레이 (MLA)로 대체하고 광학 경로를 최적화함으로써, 광학 모듈이 차지하는 깊이(Depth)를 감소시키는 설계가 적용되고 있다. 이는 라이다가 차량 외관의 돌출을 최소화한 형태로 매립될 수 있는 폼팩터 구현을 가능하게 하는 기반으로 작용한다.

한편 최근 출시 제품을 분석한 결과, 소형화 과정에서 주요 이슈로 지적되는 발열 문제에 대응하기 위해 전력 소모를 저감하는 회로 설계와 열전도 효율을 고려한 패키징 기술을 적용하는 경향이 나타난다. 더불어 냉각을 위한 방열 구조를 단순화하거나 구조물 자체를 축소하여 전체 부피를 최소화하려는 설계 방향도 관찰된다. 이러한 기술적 발전은 라이다의 소형화를 가속화하여 차량 범퍼, 그릴, B-pillar 등 다양한 위치

에 센서 매립을 가능하게 하며, 결과적으로 다수의 센서를 공간 내에 전략적으로 배치함으로써 광시야각 확보와 시야 중첩 영역 형성을 용이하게 한다. 이는 인지 사각지대를 최소화하고 시스템 신뢰성(중복 구성 기반)을 향상시키는 방향으로 발전하고 있음을 시사한다.



<그림 6> 고정형 라이다 출시 연도별 제품 크기 변화

3. 고정형 라이다의 향후 개발 방향

본 장에서는 자율주행 모빌리티의 상용화를 가속하기 위한 고정형 라이다의 기술적 개발 방향을 하드웨어 성능 고도화 측면과 소프트웨어/시스템 통합 측면에서 논하고자 한다.

3.1 하드웨어 성능의 고도화 및 최적화

고정형 라이다의 하드웨어 성능 고도화는 자율주행 환경에서 요구되는 인지 범위 확장과 탐지 신뢰도 확보를 위한 핵심 과제로 자리잡고 있다. 본 절에서는 광시야각 구현, 소형화, 그리고 장거리 탐지 및 각 분해능 향상을 중심으로 하드웨어 구조와 성능 측면에서의 기술 발전 방향을 살펴본다. 자율주행차의 인지 영역이 전방 중심에서 측·후방을 포함한 전방위(360°)로 확장됨에 따라, 고정형 라이다는 기계적 회전 없이도 넓은 시야각을 확보할 수 있는 구조로 발전하고 있다. 대표적으로 전자 편향 방식의 OPA(Optical Phased Array) 기술^[4]과 나노 구조체를 활용해 입사광의 방향을 공간적으로 분산시키는 메타표면 기술이 개발되고 있다.^[5]

또한 차량 외관과의 조화 및 내장형 배치를 위해 LiDAR SoC(System-on-Chip) 기술이 핵심 기술로 부상하고 있다. VCSEL 기반 송신부와 구동 회로를 동일 기판에 집적함으로써 신호 지

연과 전류 손실을 최소화하는 동시에 전체 시스템 부피를 효율적으로 줄이는 방향으로 발전하고 있다.^[6]

한편 고속주행 환경에서의 안전 확보를 위해 200 m 이상의 탐지 거리와 0.1° 수준의 각 분해능이 요구된다.^[7] 이를 충족하기 위한 방법으로 1,550 nm 파장대 레이저를 채택하여 출력 제한(Eye-safety) 조건에서 비교적 유리한 환경에서 장거리 감지를 구현하는 접근이 제안되고 있다.^[8] 더불어 물리적 픽셀 수의 한계를 보완하기 위해 Compressive Sensing 알고리즘이 도입되고 있으며, 제한된 샘플링 데이터만으로도 고밀도 3차원 점군 데이터를 복원하는 연구가 진행되고 있다.^[9,10] 이는 데이터 처리 효율을 높이고 시스템 확장성을 확보하는 데 기여할 수 있다.

3.2 소프트웨어 및 시스템 통합 전략

고정형 라이다는 단일 센서의 물리적 성능 개선과 더불어 소프트웨어 및 시스템 수준의 지능화를 통해 인지 성능을 고도화하는 방향으로 진화하고 있다. 이에 따라 고정형 라이다 개발은 하드웨어 사양 향상에만 의존하지 않고, 환경 변화에도 안정적인 성능을 유지할 수 있는 소프트웨어 및 시스템 개발을 병행하는 추세이다. 본 절에서는 AI 기반 적응형 인지, 환경 적응형 신호 처리, 그리고 다중 라이다 데이터 통합을 중심으로 고정형 라이다의 시스템 통합 전략을 논의하고자 한다.

먼저 라이다는 고정된 사양으로 동작하는 센서를 넘어, 주행 조건과 주변 환경에 따라 성능을 능동적으로 조절하는 지능형 센서로 발전하고 있다. 예를 들어 주행 속도 또는 위험도가 높은 구간에 맞춰 특정 영역의 해상도를 조정하는 AI 기반 적응형 스캐닝(Adaptive Scanning) 기술이 적용되고 있다. 더 나아가 센서 내부에서 객체 분류 및 추적을 수행함으로써 불필요한 데이터 전송량을 줄이고, SDV(Software Defined Vehicle) 환경에서는 OTA(Over-the-Air) 업데이트를 통해 인지 성능을 지속적으로 개선하는 구조로 전환되고 있다.

다만 이러한 지능화가 실제 운용 환경에서 의미를 갖기 위해서는 악천후와 같은 환경 변화에

서도 안정적인 신호 품질을 유지하는 것이 전제되어야 한다. 눈·비·안개 조건에서는 라이다 신호 감쇠가 발생하고 산란 및 반사에 의한 노이즈 신호가 증가할 수 있으며, 이는 인지 성능 저하로 이어진다. 따라서 최근에는 빗방울 및 안개 입자에 의해 발생하는 반사 노이즈를 효과적으로 제거하고, 실제 객체로부터 반사된 유효 신호를 정확하게 추출하는 방향으로 신호 처리 기법이 고도화되고 있다.

또한 차량당 탑재되는 라이다 수량이 증가함에 따라 개별 센서의 성능뿐 아니라 다수 센서 데이터를 통합 처리하는 시스템 구조의 중요성이 커지고 있다. LCU(LiDAR Computing Unit)는 분산 배치된 여러 대의 라이다 데이터를 중앙에서 시간 동기화하고, 캘리브레이션을 통해 하나의 전방위 점군 데이터로 결합한다. 이러한 통합 과정은 센서 간 중첩 영역을 효율적으로 활용할 수 있도록 하며, 사각지대를 최소화하고 인지 신뢰성을 확보하는 핵심 기반으로 작용한다.

결과적으로 고정형 라이다 기술은 단일 센서의 성능 향상을 넘어, 하드웨어 고도화와 지능형 소프트웨어를 결합한 시스템 단위의 진화 방향으로 전개되고 있다. 이러한 변화는 센서 배치의 자유도를 높이고 전방위 공간 인지를 안정적으로 구현할 수 있는 기반을 제공한다. 궁극적으로 고정형 라이다는 자율주행 모빌리티 및 로봇틱스 환경에서 공간을 이해하고 해석하는 핵심 센서로서 그 역할이 더욱 확대될 것으로 전망된다.

[1] R. Roriz, J. Cabral, T. Gomes, Automotive LiDAR Technology: A Survey, IEEE Trans. Intell. Transp. Syst., Vol.23, pp.6282–6297, 2021.

[2] J. Daniel, R. Creutzburg, E. Hasche, A qualitative study of LiDAR technologies and their application areas, J. Electron. Imaging, Vol.35, pp.368–1–368–15, 2023.

[3] N. Li, C. P. Ho, J. Xue, L. W. Lim, G. Chen, Y. H. Fu, L. Y. T. Lee, A Progress Review on Solid-State LiDAR and Nanophotonics-Based LiDAR Sensors, Laser Photonics Rev., Vol.16, pp. 2100511, 2022.

[4] B. Chen et al., SiN-on-SOI Optical Phased Array LiDAR for Ultra-Wide Field of View and 4D Sensing, Laser Photonics Rev. 18, pp.2301360, 2024.

[5] R. J. Martins et al., Metasurface-enhanced Light Detection and Ranging Technology, Nat. Commun. 13,

p. 5724, 2022.

[6] K. YOSHIOKA, A Tutorial and Review of Automobile Direct ToF LiDAR SoCs: Evolution of Next-Generation LiDARs, IEICE Trans. Electronics., E105-C, pp.534–543, 2022.

[7] Dai, Z., Wolf, A., Ley, P.-P., Glück, T., Sundermeier, M.C., Lachmayer, R., Requirements for Automotive LiDAR Systems, Sensors 22, 7532, 2022.

[8] P. Leisher, J. Campbell, M. Labrecque, K. McClune, T. Cooper, E. Burke, F. Talantov, D. Renner, L. Johansson, M. Mashanovitch, >3W diffraction-limited 1550 nm diode laser amplifiers for LiDAR, SPIE. LASE., 11982, 1198206, 2022.

[9] S. Zhuo, T. Xia, L. Zhao, M. Sun, Y. Wu, L. Wang, Solid-State dToF LiDAR System Using an Eight-Channel Addressable, 20-W/Ch Transmitter, and a 128×128 SPAD Receiver With SNR-Based Pixel Binning and Resolution Upscaling, 58, pp. 757–770, 2022.

[10] E. Viala, P. Dupouy, N. Riviere, L. Risser, Compressive sensing for 3D-LiDAR imaging: A pipeline to increase resolution of simulated single-photon camera, 314, 108866, 2024.

한국모빌리티인지센서학회

Transactions of The Korea Society of Mobility Cognitive Sensors



(사)한국모빌리티인지센서학회

Korea Society of Mobillity Cognitive Sensors

<https://tsmcs.org/>

