

프로젝트 #1 주제발표

딥러닝 기반 논문 리뷰

[1조] 배인호(팀장), 공민표, 정수연

deltah2000@cbnu.ac.kr, casash0123@gmail.com, syj@mmilr.com

충북대학교 산업인공지능학과

CONTENTS

I

프로젝트 #1 개요

프로젝트 개요 및 선정 논문 소개, 팀 구성원 소개 및 업무분장

II

서론 (Introduction)

연구 배경, 연구 필요성, 문제 정의

III

방법 (Methodology)

문제 해결을 위한 방법론

IV

실험 구성 및 평가 방법 (Experiment Settings)

데이터셋, 하이퍼파라미터, 컴퓨팅 환경, 평가지표

V

결과 및 분석 (Results & Analysis)

학습 결과, 정확도, 혼동행렬, 비교 평가, 결과 분석

CONTENTS



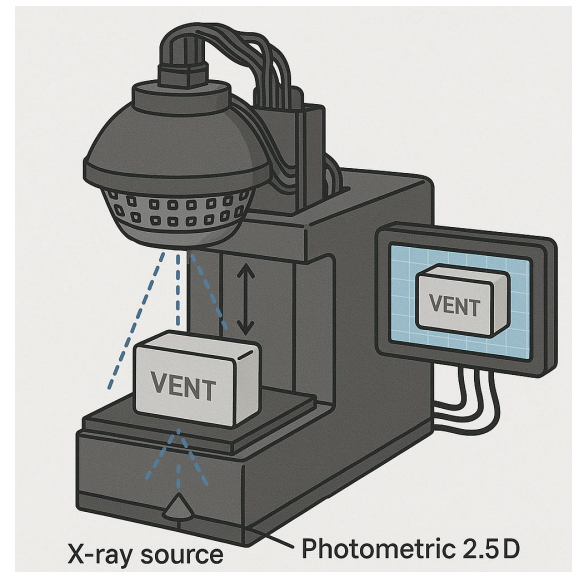
한계점 및 토론 (Limitations & Discussions)

본 주제의 연구 방향에 있어 리뷰 논문의 한계점 등 논의



향후 연구 방안

리뷰 논문의 개선 방안, 본 주제로의 적용 방안 등



■ 프로젝트 목표

포토메트릭 스테레오 이미지와 딥러닝을 활용한 이차전지 벤트부 기스 검출 모델 개발

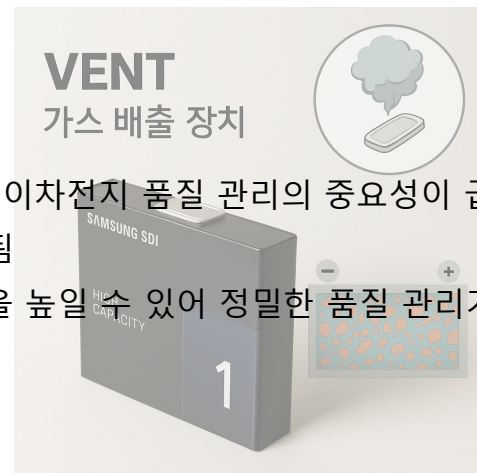
■ 프로젝트 배경 및 필요성

1) 프로젝트 배경

- 이차전지 산업의 성장 - 전기차·에너지 저장장치(ESS) 수요 증가에 따라 이차전지 품질 관리의 중요성이 급증
- VENT부 중요성 - 이차전지의 가스 배출 통로로, 제품의 안전성과 직결됨
- 기스 결함이 미치는 영향 - 미세한 스크래치도 누액, 화재, 폭발 위험성을 높일 수 있어 정밀한 품질 관리가 필수적임

2) 프로젝트 필요성

- 기존 육안 검사 방식의 한계 - 작업자의 숙련도에 따라 검사 정확도가 달라지고, 장시간 작업 시 피로도 증가
- 정밀하고 일관된 검사 시스템 필요 - 자동화된 고정밀 불량 검출 시스템으로 검사 효율성과 품질 신뢰도 확보
- 스마트팩토리 실현 기반 기술 - 포토메트릭 스테레오와 딥러닝을 결합한 비전 검사 시스템은 지능형 제조 환경 구축의 핵심 요소



■ 선정 논문

논문 제목	<u>SRPS-deep-learning-based photometric stereo using superresolution images</u>
출판사/저널	박사학위 논문/ Journal of Computational Design and Engineering
IF/JCR	JCDE 저널 Impact Factor(IF) 4.8
인용횟수	8회 (Google Scholar 학술검색)

■ 팀 구성원 소개 및 역할분담

이름	소속	직위	역할
배인호	에스시티 주식회사	이사	논문분석 및 모델 학습
공민표	주식회사 머신앤비전	팀장	모델구현 및 시각화
정수연	주식회사 밀알	연구원	데이터 수집 및 전처리

■ 연구배경

1) Photometric Stereo(PS)

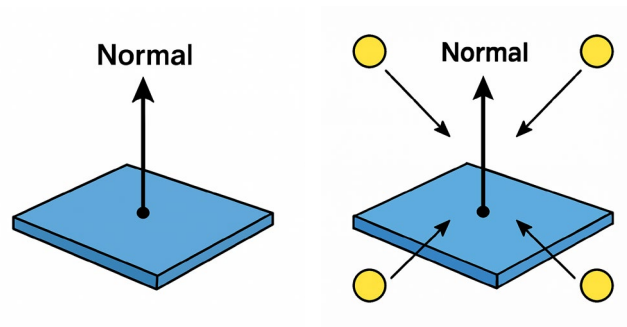
- 다양한 조명 조건 하 촬영된 이미지로 표면 법선 벡터 추정

2) 전통 PS 기법의 한계

- 램버시안 표면에는 효과적
- 비램버시안 재질(예: 금속, 유광)에서는 성능 저하

3) 딥러닝 기반 PS 기법 등장

- PS-FCN 등 다양한 모델 개발
- 고정밀 복원 가능하지만, 고주파 정보 손실 존재



■ 연구 필요성

1) 고해상도 이미지의 정보량 증가 → 복원 정확도 향상 기대

2) 딥러닝 기반 Super-Resolution(SR) 기술의 발전

- 입력 이미지 확대 시 세부 디테일 보존 가능

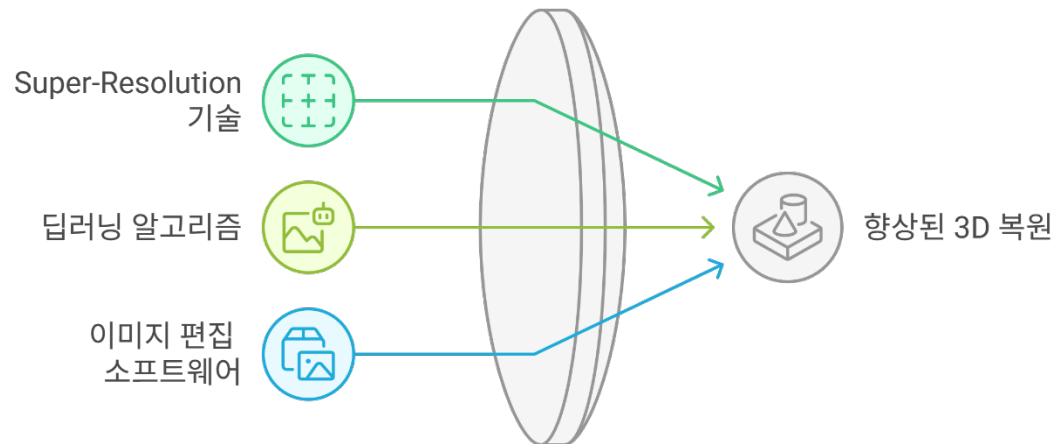
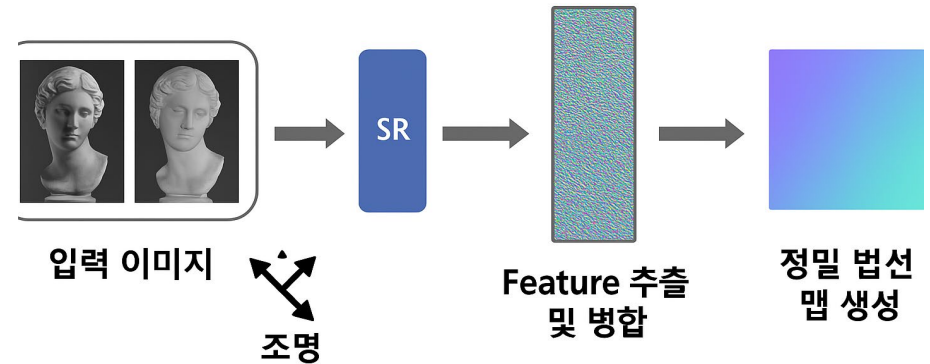
3) PS + SR 융합 시너지

- 적은 수의 이미지로도 고정밀 표면 재구성 가능성

■ 문제정의

1) 기존 Photometric Stereo의 한계

- 저해상도 이미지
 - 세부 표면 정보 복원 어려움
- 재질 의존성
 - 금속, 유광 재질에서 성능 급감
- 고주파 정보 손실
 - 디테일 표현력 부족



■ 방법 개요: SRPS (Super-Resolution Photometric Stereo)

1) 핵심아이디어

- 고해상도 이미지(SR)를 이용해
더 정확한 표면 법선(normal map) 추정

2) 기존 방법의 한계

- PS-FCN 등 기존 딥러닝 기반 Photometrics Stereo
 - 고주파(디테일) 정보 손실, 텍스처 없는 영역 약함

3) SRPS의 제안

- 기존 PS 입력 이미지를 Super-Resolution(2배 확대)
- 전용 딥러닝 네트워크 설계
 - Skip connection
 - 평균 풀링
 - Gradient 기반 loss 추가

4) SRPS 전체흐름도 (우측)

- 입력이미지 -> 전처리 -> MnC-Net->표면 법선 추출

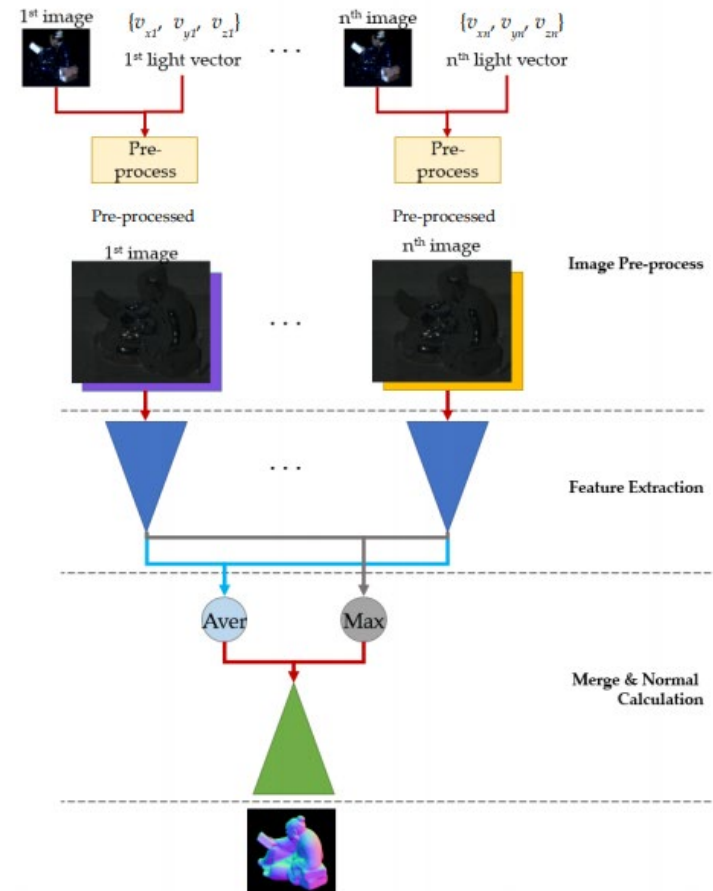
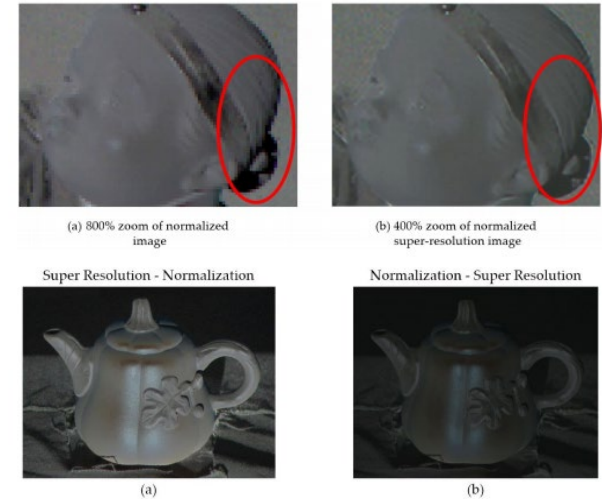


Figure 6. The overall process of SRPS.

■ SRPS (Super-Resolution Photometric Stereo) 구성요소

1) 이미지 전처리(Pre-processing)

- 정규화(Normalization)
 - 조명의 영향 제거
- Super-Resolution 적용
 - RCAN 사용 (2배 확대)
- 조명 벡터와 이미지 Concatenation
 - Light vector tile -> 입력 이미지와 결합



2) Feature Extraction Network (FEN)

- 입력: N장의 고해상도 이미지전용 딥러닝 네트워크 설계
- 구조: 9개 CNN 레이어 + Skip Connection
 - Skip Connection 적용 시, 고주파 정보 보존에 도움
- 목적: 각 이미지로부터 세부 feature map 추출

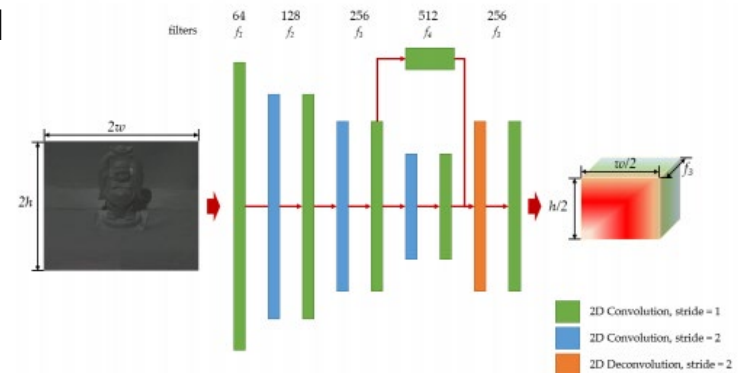


Figure 14. Structure of Feature Extraction Network.

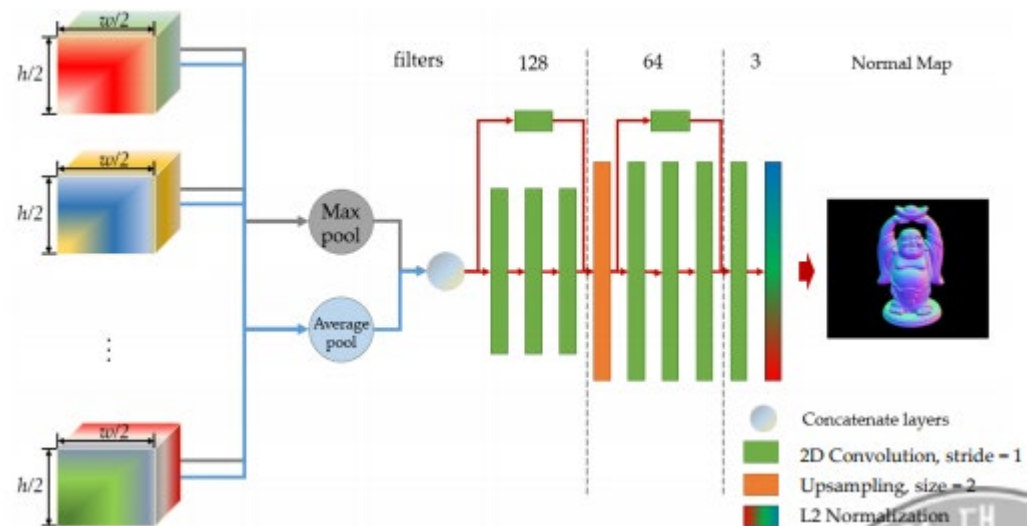
■ Mnc-Net (Merge and Calculation Network)

1) 여러 이미지의 feature map을 통합

- 병합방식
 - Max Pooling
 - Average Pooling -> 과포화 방지 효과 탁월
- 출력: 3채널 법선 벡터 맵

2) Loss Function 구성

- Cosine Similarity Loss (L)
- Gradient-based Loss (LG)
 - 경계선/디테일 보정 효과 탁월



■ 실험 구성: 데이터셋 & 학습 환경

1) 학습용 데이터셋: **Sculpture PS Dataset** (PS-FCN 논문에서 도입)

- 8개 3D 모델 × 각 3,700개의 뷰포인트
- 각 뷰포인트당 64개 조명 조건
- 총 이미지 수: 380만 장
- 해상도: 원본 128×128 → SR 적용 후 256×256

2) 평가용 데이터셋: **DiLiGenT Benchmark Dataset**

- 10개 비램버시안 물체
- 각 물체당 96개의 조명 조건
- 비교대상: PS-FCN, PS-FCN+N, SPLINE-Net 등

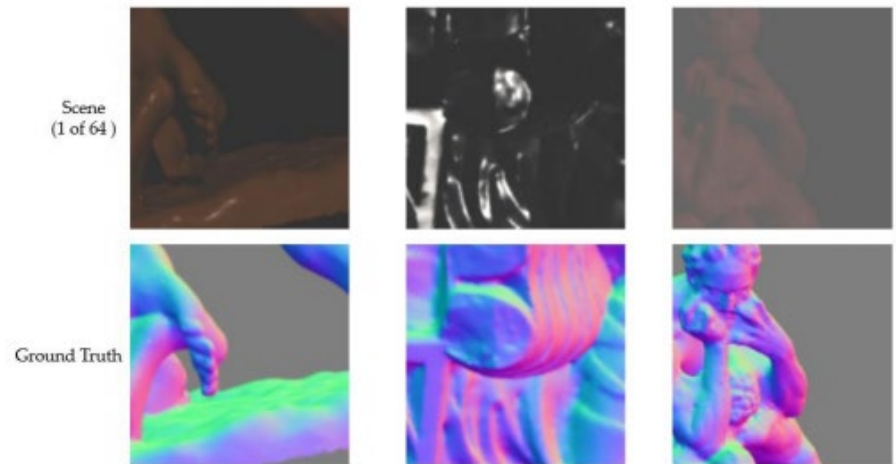


Figure 20. Example of PS Sculpture Dataset.

■ 평가방법 및 성능비교

지표명	설명
MAE	Mean Angular Error 법선 벡터 간 평균 각도 오차
MAE-LG	고주파 영역에서의 MAE Gradient가 큰 영역만 측정
PSNR	Super-Resolution 품질 평가용 (FlyingThings3D에서 사용)

Method	MAE (평균)	MAE-LG (평균)
PS-FCN	11.68°	3.85°
PS-FCN+N	10.63°	2.47°
SRPS (Ours)	9.25°	1.96°


Table 2. Comparison of normal map calculation result on the benchmark dataset.

Number of Images Used:
 CNN-PS, PS-FCN, PS-FCN+N, Ours: 16
 SPLINE-Net: 10
 Others: 96
 Mean Angular Error (Degree)



	Ball	Bear	Cat	Pot1	Pot2	Buddha	Goblet	Reading	Cow	Harvest
L2	4.10	8.39	8.41	8.89	14.65	14.92	18.50	19.80	25.60	30.62
AZ08	2.71	5.96	6.53	7.23	11.03	12.54	13.93	14.17	21.48	30.50
WG10	2.06	6.50	6.73	7.18	13.12	10.91	15.70	15.39	25.89	30.01
IA14	3.34	7.11	6.74	6.64	8.77	10.47	9.71	14.19	13.05	25.95
DPSN	2.02	6.31	6.54	7.05	7.86	12.68	11.28	15.51	8.01	16.86
CNN-PS	15.19	12.49	13.05	14.28	15.94	17.88	20.04	18.90	16.13	20.27
SPLINE-Net	4.96	5.99	7.79	8.77	11.47	10.07	10.43	16.13	8.80	19.05
PS-FCN	3.31	7.47	7.64	8.14	8.22	9.76	9.81	14.09	8.78	17.48
PS-FCN+N	3.42	7.91	6.27	7.48	7.60	9.52	9.11	11.08	8.04	15.32
SRPS(our)	2.83	3.37	4.72	5.24	6.53	8.69	8.87	10.14	7.72	15.59

Table 3. MAE-LG result of deep learning PS methods.



	Bear	Cat	Pot1	Pot2	Buddha	Goblet	Reading	Cow	Harvest	Average
MAE-LG										
PS-FCN	1.00	1.31	2.12	2.92	5.54	4.94	7.61	2.08	7.12	3.85
PS-FCN+N	0.47	1.14	1.61	1.79	2.71	3.07	3.61	1.94	5.85	2.47
SRPS(our)	0.29	0.65	1.29	1.40	2.37	2.57	3.01	1.16	4.93	1.96

■ 결과

1) 평균 MAE(Mean Angular Error)

- SRPS는 8/9 개 객체에서 기존 모델보다 낮은 오차율 기록
- 광택이 강한 객체(Reading, Cat)에서 우수한 성능

2) MAE-LG(고주파 영역 정밀도)

- 고주파 영역에서 세부 디테일 복원력이 우수함을 증명
- Super-Resolution + Skip Connection의 효과 입증

3) 예외 사례 분석 – Harvest Dataset

- Concave Geometry + 강한 반사체(금속 재질)
 - 다중반사 발생 -> PS-FCN+N이 더 나은 성능
- 원인: 학습 데이터셋에 오목한 구조 부족

4) 결과 요약

- Super-Resolution + Skip 구조의 시너지 효과 확인됨

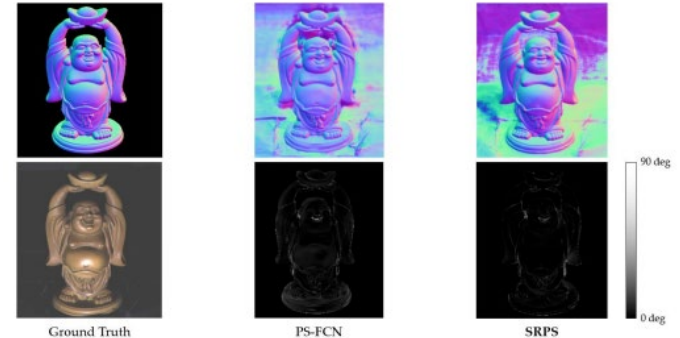


Figure 28. Comparison of result: PS-FCN vs SRPS on *Buddha* dataset.

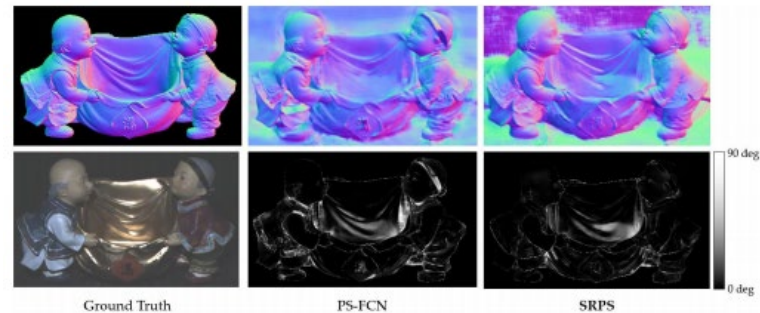


Figure 31. Comparison of result: PS-FCN vs SRPS on *Harvest* dataset.

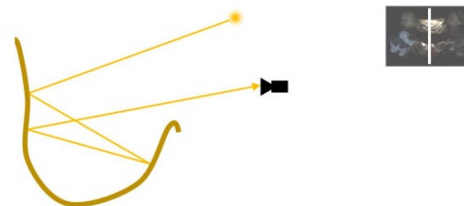


Figure 36. Cross-section of *Harvest* dataset and trace of light cause by the geometry of the object.

■ 선정 논문의 한계점

1) 데이터셋 편향성

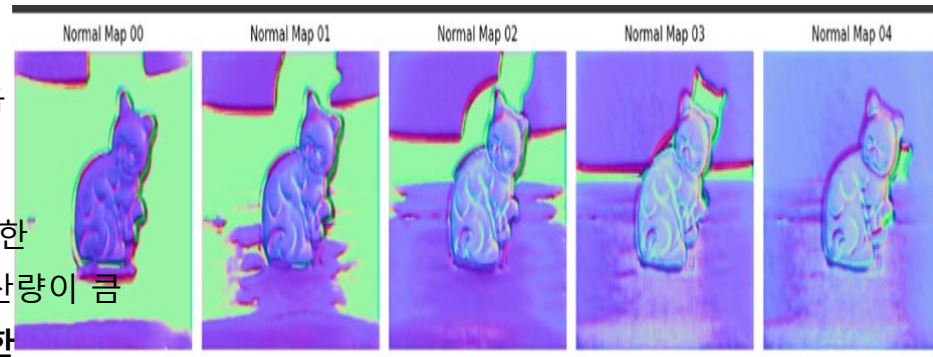
- 학습에 사용된 데이터셋이 특정 형태(볼록 구조)에 편향되어 있음
- 오목한 형태(Concave geometry)나 금속 재질의 반사 특성에는 약한 성능을 보임

2) 조명 조건 의존성

- SRPS는 입력 이미지의 조명 방향 정보를 요구함
- 해당 정보가 부정확할 경우 성능이 급감할 수 있음

3) 연산 복잡도 및 적용 한계

- RCAN(Residual Channel Attention Network)을 통한
- SR 처리와 딥러닝 기반 PS 네트워크의 결합은 계산량이 큼
- 실시간 적용이나 임베디드 환경에서의 사용에 제한



4) 고해상도 입력 의존성

- SR 기반이므로 입력 이미지 품질에 크게 영향을 받음
- 실제 공정에서는 고품질 촬영 장비가 필수적으로 요구될 수 있음

5) 토론

- SRPS 논문은 고해상도 이미지 기반의 PS 성능 향상에 있어 명확한 기여가 있었으며, 프로젝트가 지향하는 이차전지 벤트부의 미세 기스 검출과 같이 고정밀이 필요한 분야에서도 유효함
- 다만, 이차전지 산업 현장에선 빠른 처리가 우선이라 SR 을 적용하기 어려움.

■ 프로젝트 연구 방향

1) 평면 다방향 조명 기반 데이터 획득

- 벤트와 같은 높이의 평면 시료를 배치
- 돔 조명을 이용하여 4주 조명 영상 획득
- SR 과 달리 개별 픽셀에 닿는 조명의 각도를 역산하여 계산

2) 실제 벤트부 촬영 및 3차원 이미지 획득

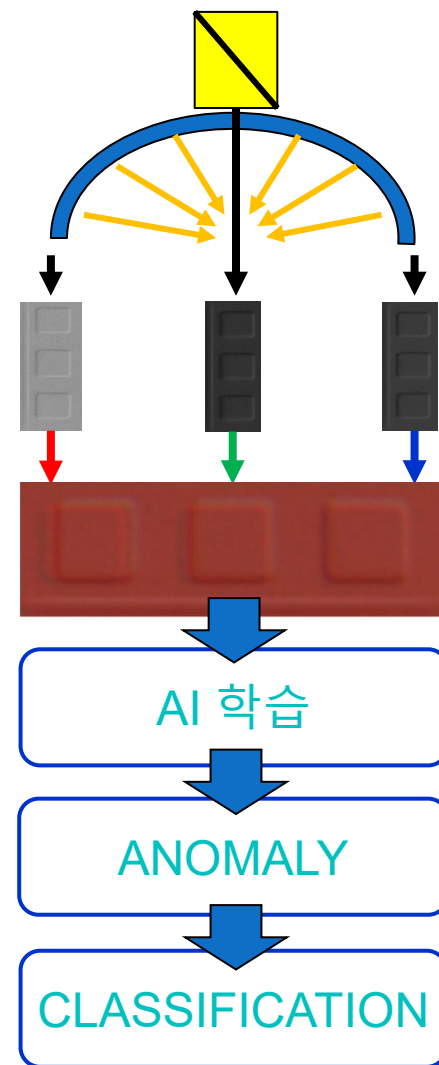
- 알베도(R) + 뎁스(G) + 동축(B) 이미지 획득

3) 이미지 라벨링 및 학습 진행

- 3차원 이미지를 라벨링 하여 AI 모델 학습 진행
- Anomaly 진행 후 Classification 이 가능하도록 데이터 학습

4) 실시간 처리 가능한 경량 모델 연구

- 기존 논문 연구 방식은 연산량이 많아 스마트팩토리 환경에 맞지 않음
- 돔조명의 소프트 새도우 특성을 활용해 복잡한 SR 과정 없이 빠르고 안정적인 검출 가능하도록 설계



- [1] Euijeong Song, SRPS: Deep Learning Based Photometric Stereo Using Super Resolution Images, Ph.D. Dissertation, Korea University, 2021.
- [2] B. Haefner, S. Peng, A. Verma, Y. Quéau, and D. Cremers, "Photometric Depth Super-Resolution," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020.
- [3] H. Santo et al., "Deep Photometric Stereo Network," in Proc. ICCV Workshops, 2017.
- [4] S. Ikehata, "CNN-PS: CNN-based photometric stereo for general non-convex surfaces," in ECCV, 2018.
- [5] Q. Zheng et al., "SPLINE-Net: Sparse photometric stereo through lighting interpolation and normal estimation networks," in ICCV, 2019.
- [6] G. Chen, K. Han, and K.Y.K. Wong, "PS-FCN: A flexible learning framework for photometric stereo," in ECCV, 2018.
- [7] Y. Zhang et al., "Image Super-Resolution Using Very Deep Residual Channel Attention Networks," in ECCV, 2018.



감사합니다

Q&A

