

2023 하계 세미나

Photometric Stereo by Neural Inverse Rendering and Shadow Handling



Sogang University

Vision & Display Systems Lab, Dept. of Electronic Engineering



Presented by

Sunghoon Jung

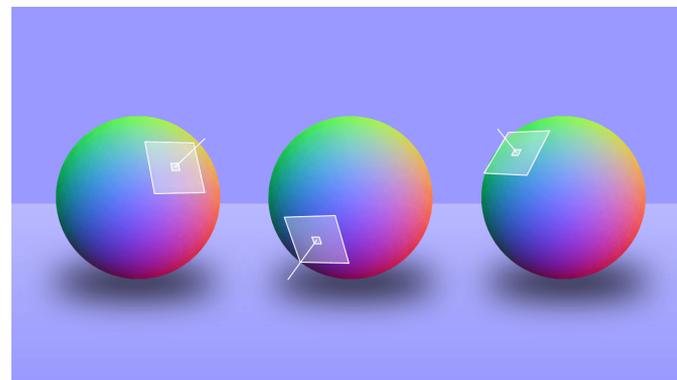
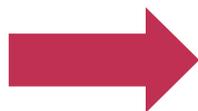
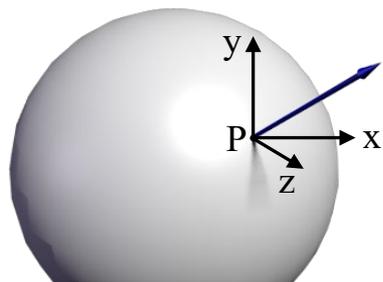
Outline

- Background
 - Surface Normal
 - Photometric Stereo (PS)
 - Inverse Rendering
- Neural Inverse Rendering 기반 PS
 - Neural Reflectance for Shape Recovery with Shadow Handling (CVPR 2022, Oral)
 - DANI-Net: Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering (CVPR 2023)
- 추후 연구 방향

Background

- Surface Normal

- Surface normal map은 물체의 표면 법선 데이터를 나타낸 이미지
- 3D 데이터를 2D 데이터로 표현하기 위한 변환이 적용
 - 각 픽셀에 대해서 법선 벡터의 XYZ 값을 RGB 값으로 나타냄
- 카메라, 또는 관찰자의 위치를 (0,0,1)으로 정의하고 관찰자 시점에서 물체의 뒷면은 볼 수 없기 때문에, z의 범위는 [0,1]에 해당 → Normal map이 전반적으로 파란색인 이유

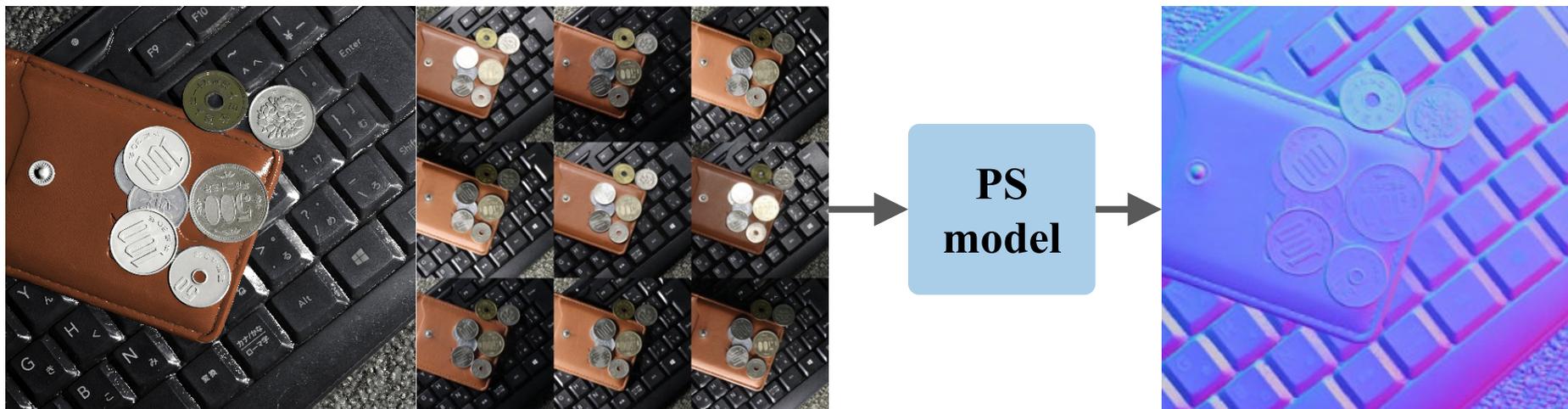


$$\begin{pmatrix} X : -1 \text{ to } 1 \\ Y : -1 \text{ to } 1 \\ Z : 0 \text{ to } 1 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} R : 0 \text{ to } 255 \\ G : 0 \text{ to } 255 \\ B : 128 \text{ to } 255 \end{pmatrix}$$

Background

- Photometric stereo (PS)
 - 다양한 조명 조건에서 물체를 촬영하여 normal을 추정하는 컴퓨터 비전 기술
 - 조명 조건 데이터의 입력 여부에 따라 calibrated / uncalibrated PS로 분류
 - Input : 여러 조명 조건 (세기, 방향)에서 물체를 촬영한 이미지 (+ 빛의 세기, 방향 데이터)
 - Output : Normal map

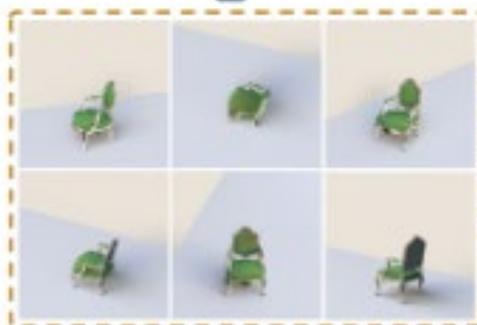
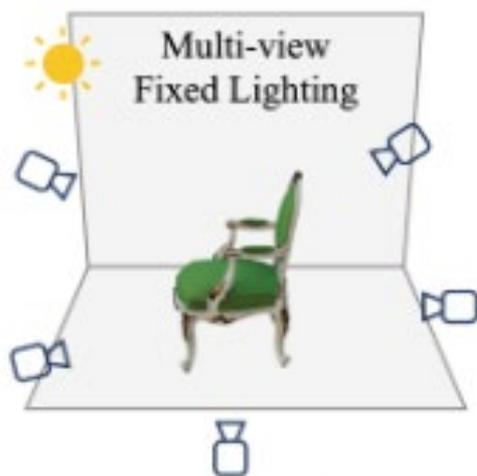


Images captured under spatially-varying lighting

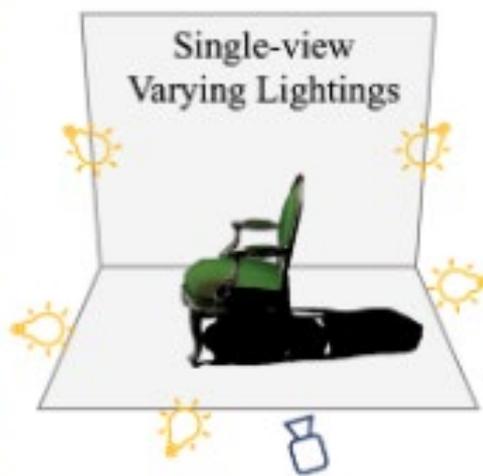
Normal

Background

- Photometric stereo (PS)
 - NeRF vs PS



NeRF



PS

- NeRF
 - 조명 조건 고정
 - 카메라 각도 변화
 - 4D 데이터 [RGB, Density]
- PS
 - 조명 조건 변화
 - 카메라 각도 고정
 - 2D normal 데이터

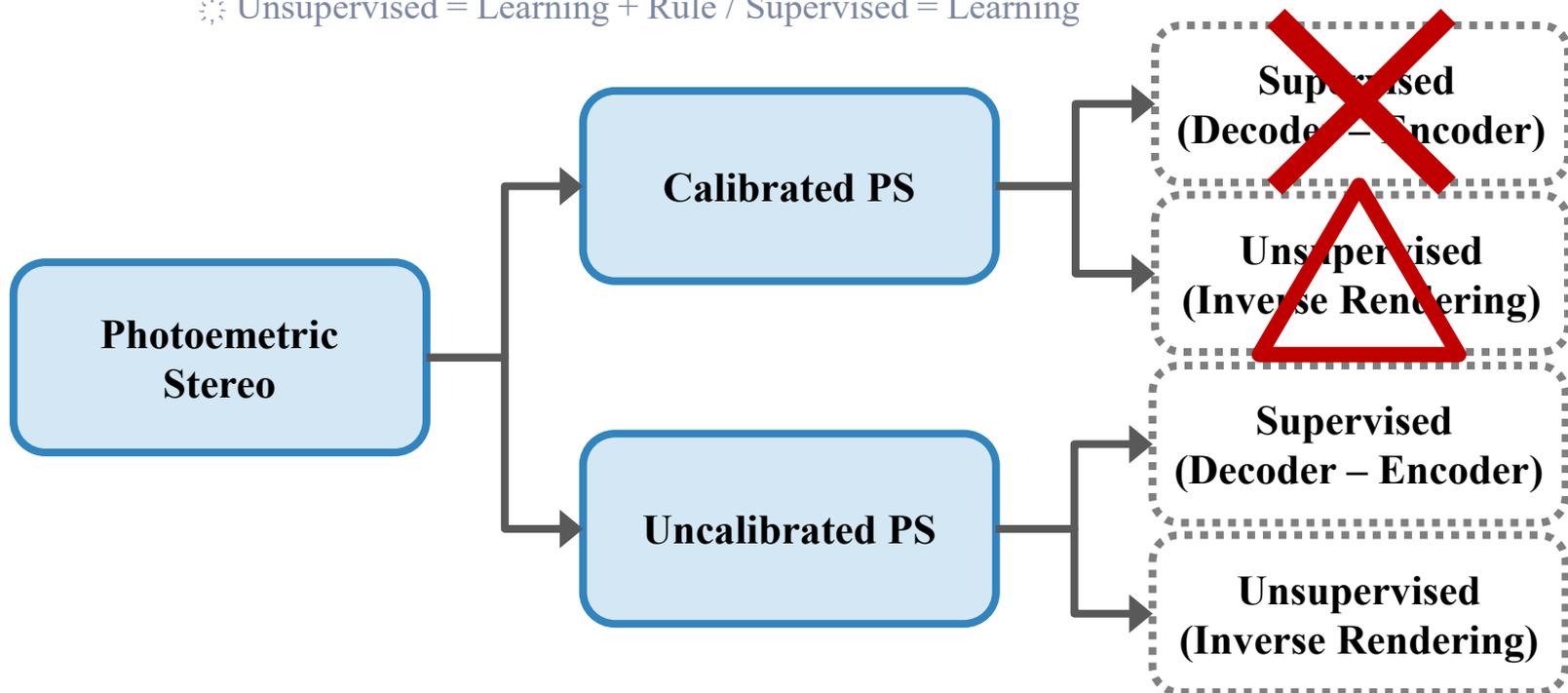
Background

- Photometric stereo (PS)

- PS 트렌드

- 광원의 정보가 요구되지 않는 uncalibrated PS 위주로 논문이 나오며, top-tier 학회는 대체적으로 unsupervised uncalibrated PS를 주제로 나눔

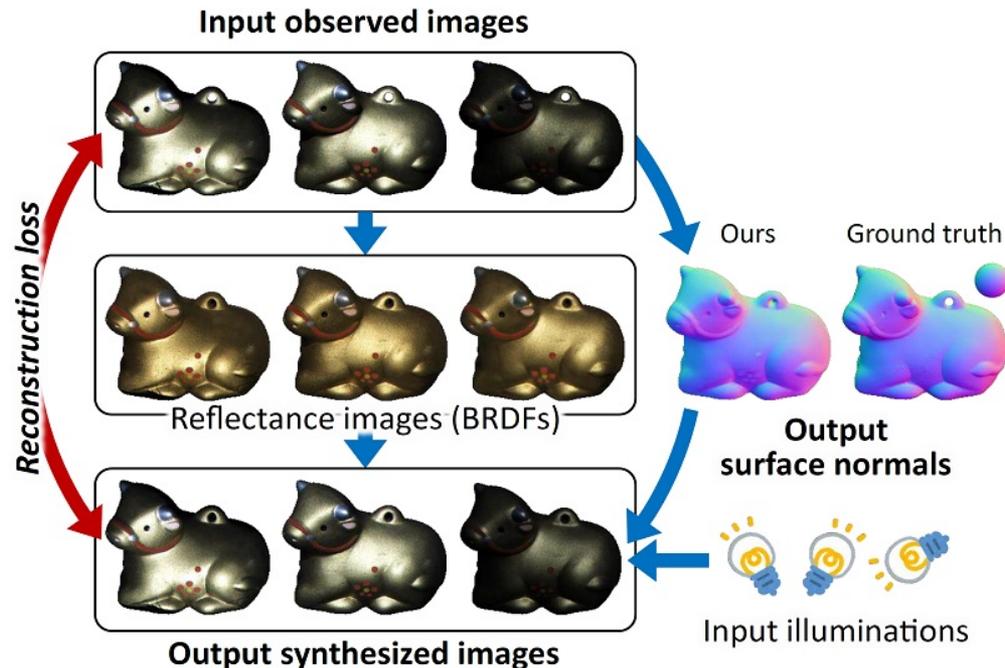
※ Unsupervised = Learning + Rule / Supervised = Learning



Background

- Inverse Rendering

- 각 3D 데이터와 rendering equation을 이용하여 생성한 합성 데이터 생성
 - 이미지는 BRDF, normal, light 등 3D 데이터의 조합으로 생성할 수 있음
 - 네트워크 측면에서의 성능 개선이 아닌 수식적 완성도를 높여 성능을 개선시킴
- 합성 / 입력 데이터와의 loss가 줄어들도록 3D 데이터 추출 네트워크를 학습

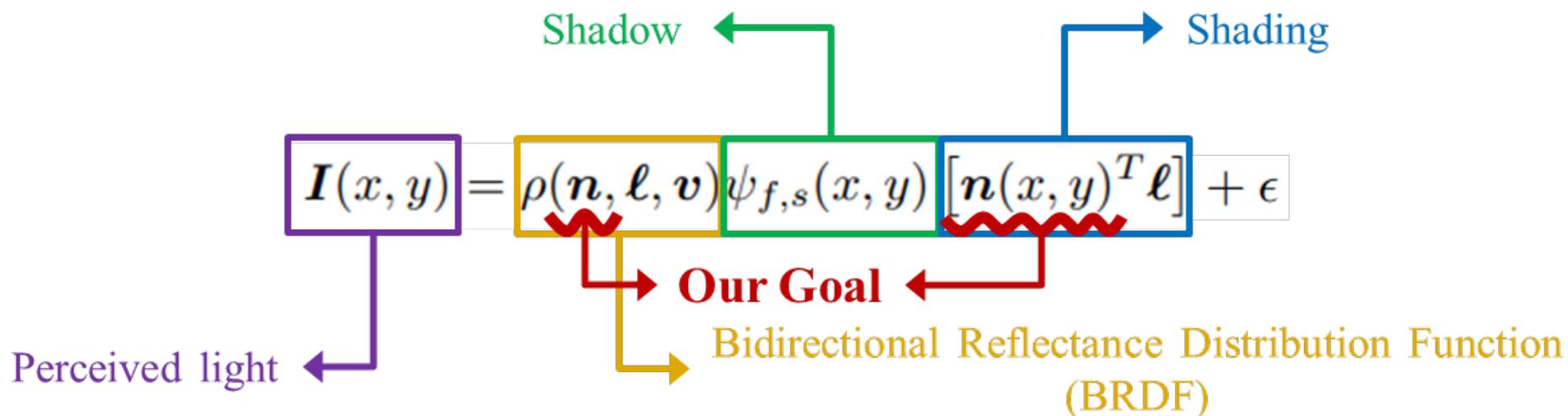


Inverse rendering 방식 구조 샘플

Background

- Inverse Rendering

- Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) : 빛이 어떤 물체에 부딪혔을 때, 얼마나 많은 빛이 반사되는가를 나타내는 개념
- Shadow : 물체가 빛을 가려서 물체의 뒷면에 드리워지는 검은 그늘
- Shading : 빛의 각도에 따라 물체 표면의 조도를 나타내는 개념
- 그 외에도 반사광 등 다양한 구성 요소가 존재함



Background

- Inverse Rendering

- Bidirectional Reflectance Distribution Function (BRDF) – 양방향 반사율 분포 함수

- 빛이 어떤 물체에 부딪혔을 때 얼마나 많은 빛이 반사되는가를 나타내는 개념

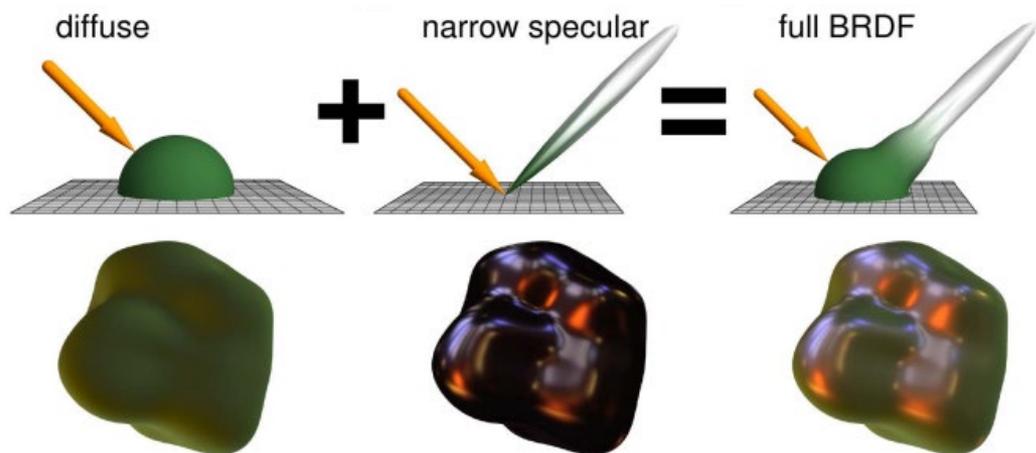
- 종류

- ※ Diffuse BRDF : 이상적인 확산 반사를 보여주는 Lambertian reflectance를 가정

- 모든 방향으로 균일하게 빛을 반사

- ※ Specular BRDF : Non-Lambertian reflectance를 가정하며 물체의 재질 특성을 반영

- x, y축으로 폭이 같으면 isotropic, 다르면 anisotropic



반타블랙
(빛 반사율 0.035%)

Background

- Inverse Rendering

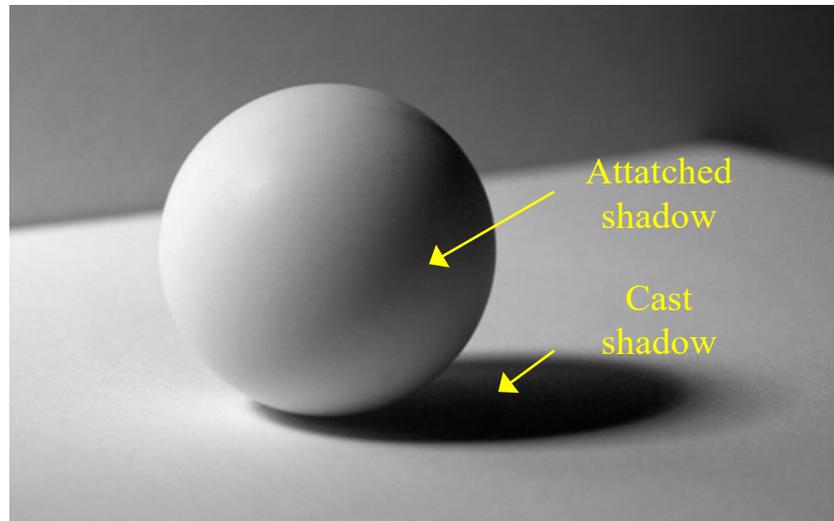
- Shadow

- 물체가 빛을 가려서 물체의 뒷면에 드리워지는 검은 그늘, 그림자

- 종류

- ※ Attatched shadow : 빛을 가리고 있는 물체의 반대편 표면에 형성되는 그림자

- ※ Cast shadow : 빛에 의해서 바닥 또는 다른 표면에 형성되는 그림자



Background

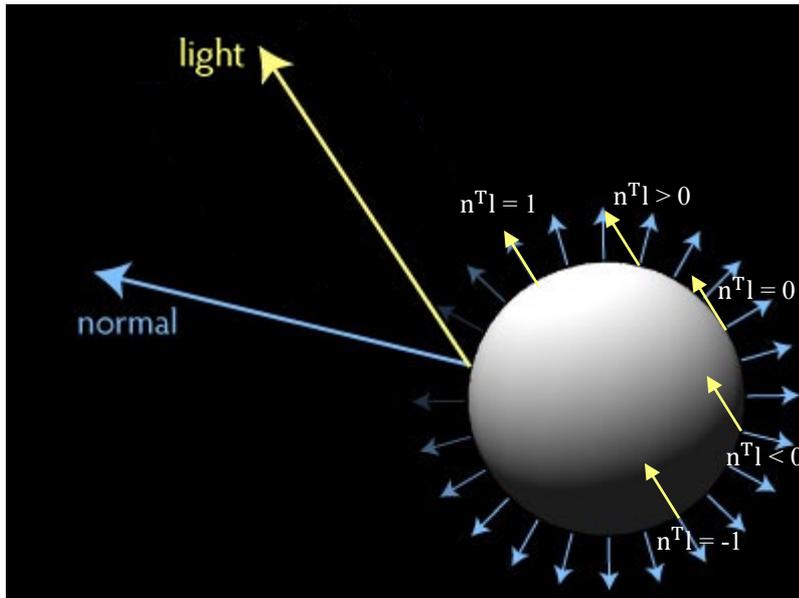
- Inverse Rendering

- Shading

- 빛의 각도에 따라 물체 표면의 조도를 나타내는 개념

- ※ 물체의 표면에 대한 normal vector와 light vector의 내적으로 정의

- ✓ Normal과 light의 방향이 같을 때 조도가 높고, 방향이 반대일 경우 조도가 낮음



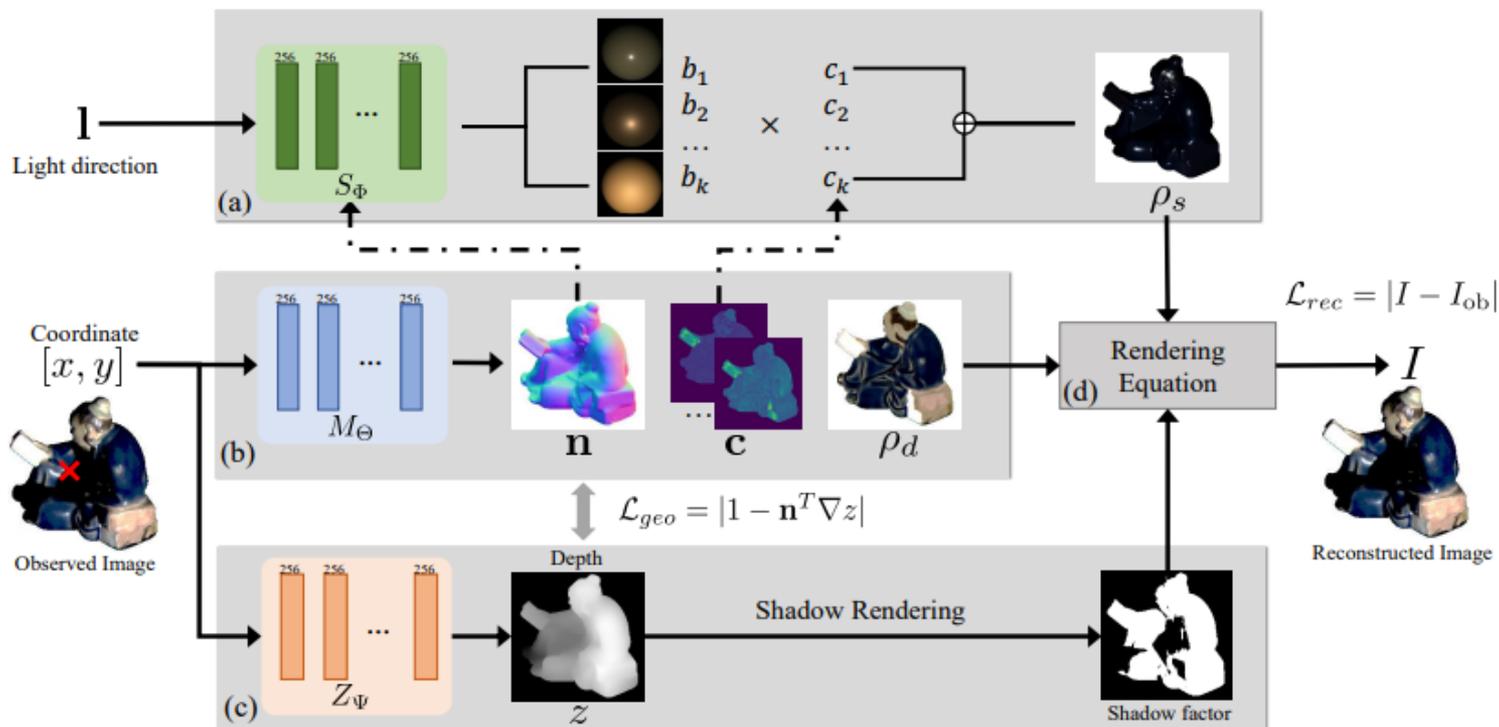
$$\text{Shading} = [n^T l]$$

Neural Inverse Rendering 기반 PS

- Neural Reflectance for Shape Recovery with Shadow Handling (2022 CVPR Oral)

- Contribution

- Shadow Rendering : 기존 모델의 shadow를 고려하지 않아서 발생하는 성능 저하를 해결
- BRDF : Diffuse reflectance 고려 뿐만 아니라 specular reflectance까지 반영하여 성능 개선



Neural-Reflectance-PS 모델 구조

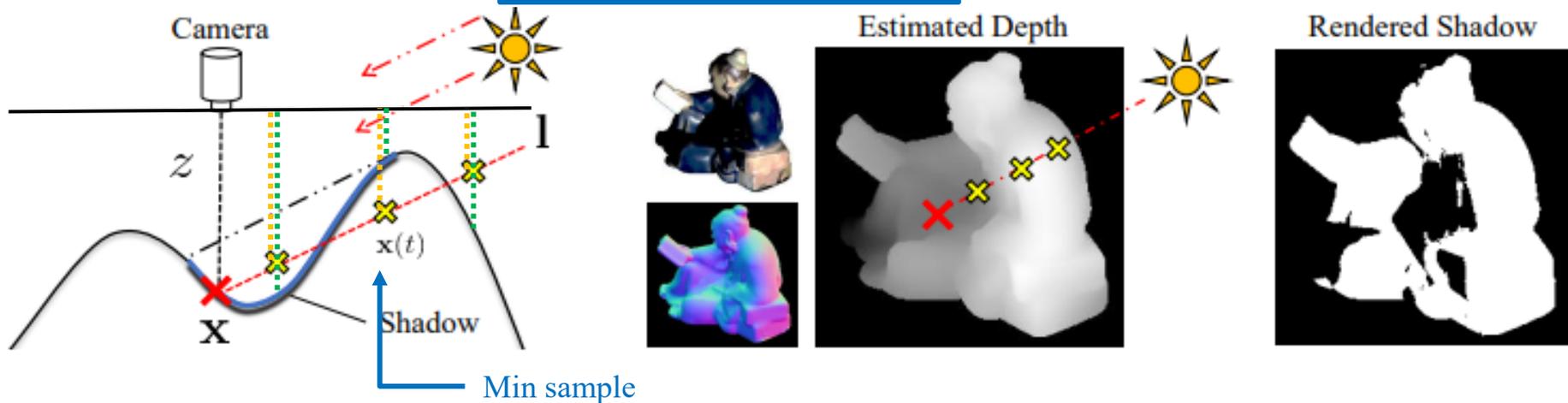
Neural Inverse Rendering 기반 PS

- Neural Reflectance for Shape Recovery with Shadow Handling (2022 CVPR Oral)

- Shadow Rendering

- Shadow에 대한 렌더링은 shape 추출 성능을 향상시킴
- Depth 데이터를 기반으로 빛에 따른 occlusion 여부 결정 \rightarrow 0, 1의 binary 값으로 추출
- Light segment 위의 점에 대해서 surface와 sample 사이의 최대 거리값을 기준으로 결정

$$s = \text{step} \left(\min_{\mathbf{x}(t)} \left(Z_{\Psi}(\mathbf{x}(t)) - L_z(\mathbf{x}(t)) \right) \right), \quad \mathbf{x}(t) = \mathbf{x} - t\mathbf{l}'$$

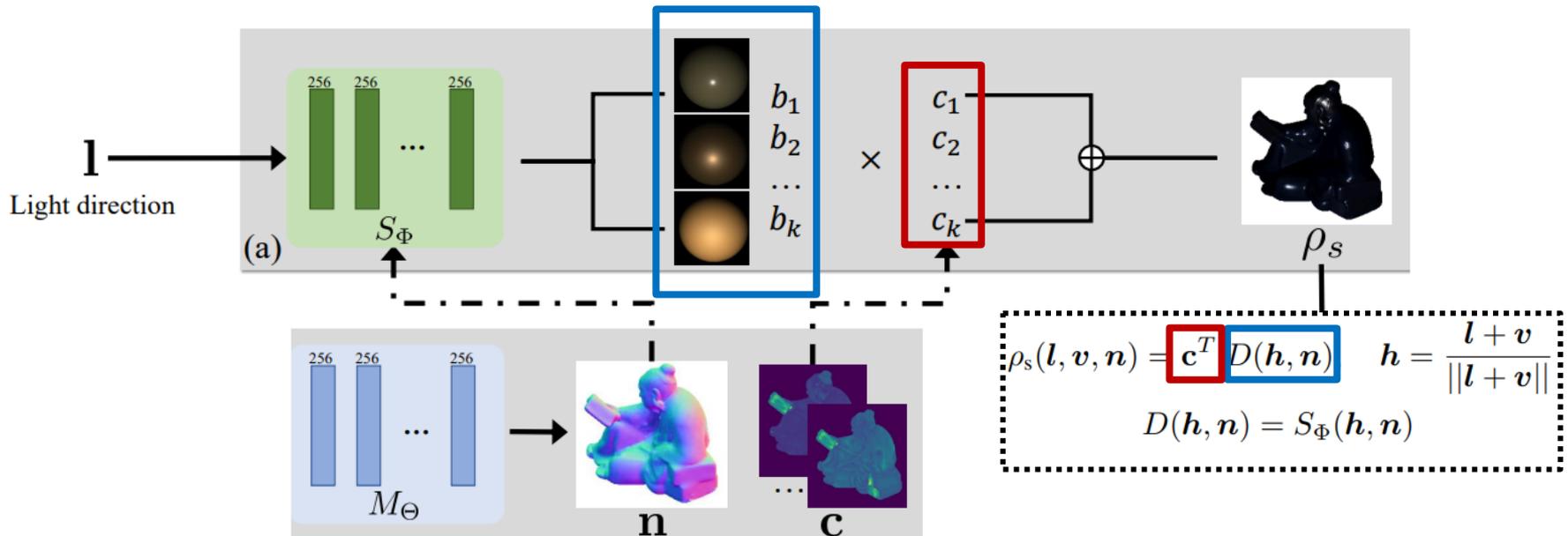


Neural Inverse Rendering 기반 PS

- Neural Reflectance for Shape Recovery with Shadow Handling (2022 CVPR Oral)

- Specular Reflectance

- Specular reflectance는 k 개의 coefficient와 specular basis의 곱으로 정의됨
 - Material MLP를 통해 각 bases에 대한 coefficient c_k 를 추출
 - Specular MLP에 light, normal 데이터를 입력하여 specular bases b_k 를 추출



Neural Inverse Rendering 기반 PS

- Neural Reflectance for Shape Recovery with Shadow Handling (2022 CVPR Oral)

- Experimental Results (DiLiGenT)

- Real data / 96 방향의 조명에서 촬영된 96장의 이미지 / 10개 클래스 / GT normal 有



Neural Inverse Rendering 기반 PS

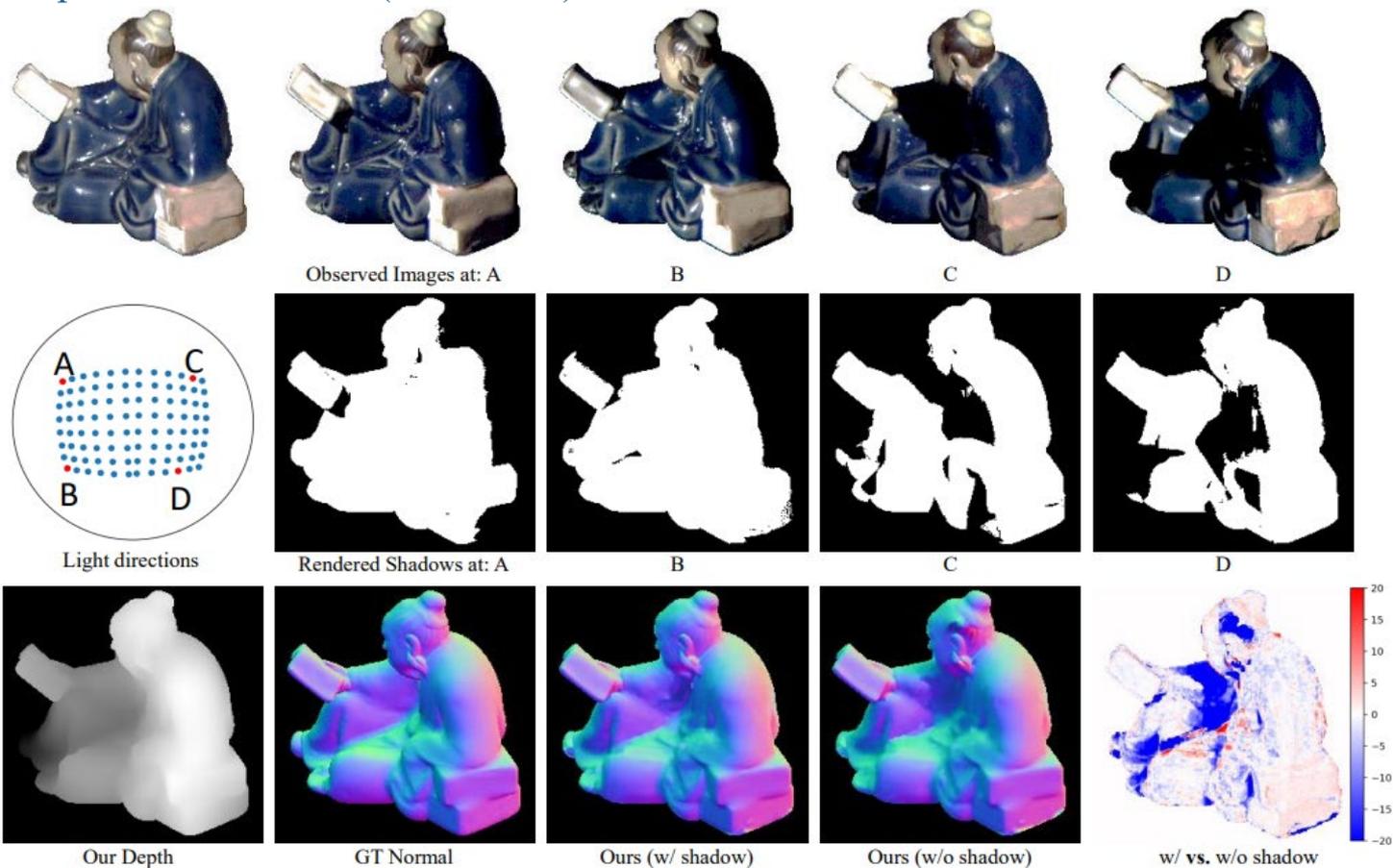
- Neural Reflectance for Shape Recovery with Shadow Handling (2022 CVPR Oral)
 - Experimental Results (DiLiGenT)

GT normal	Methods	Ball	Bear	Buddha	Cat	Cow	Goblet	Harvest	Pot1	Pot2	Reading	Avg.
No	Ours	2.43	3.64	8.04	4.86	4.72	6.68	14.90	5.99	4.97	8.75	6.50
No	TM18 [28]	1.47	5.79	10.36	5.44	6.32	11.47	22.59	6.09	7.76	11.03	8.83
No	BK21 [14]	3.78	5.96	13.14	7.91	10.85	11.94	25.49	8.75	10.17	18.22	11.62
No	L2 [32]	4.10	8.40	14.90	8.40	25.60	18.50	30.60	8.90	14.70	19.80	15.40
Yes	PX-NET [17]	2.00	3.50	7.60	4.30	4.70	6.70	13.30	4.90	5.00	9.80	6.17
Yes	WJ20 [31]	1.78	4.12	6.09	4.66	6.33	7.22	13.34	6.46	6.45	10.05	6.65
Yes	CNN-PS [12]	2.20	4.10	7.90	4.60	8.00	7.30	14.00	5.40	6.00	12.60	7.20
Yes	GPS-Net [35]	2.92	5.07	7.77	5.42	6.14	9.00	15.14	6.04	7.01	13.58	7.81
Yes	PS-FCN [7]	2.82	7.55	7.91	6.16	7.33	8.60	15.85	7.13	7.25	13.33	8.39

GT Normal	# inputs	96	16	10	8
No	Ours	6.50	6.82	7.47	7.70
Yes	LMPS [16]	8.43	9.66	10.02	10.39
Yes	PX-Net [17]	6.17	–	8.37	–
Yes	SPLINE-NET [38]	–	–	10.35	–

Neural Inverse Rendering 기반 PS

- Neural Reflectance for Shape Recovery with Shadow Handling (2022 CVPR Oral)
 - Experimental Results (DiLiGenT)

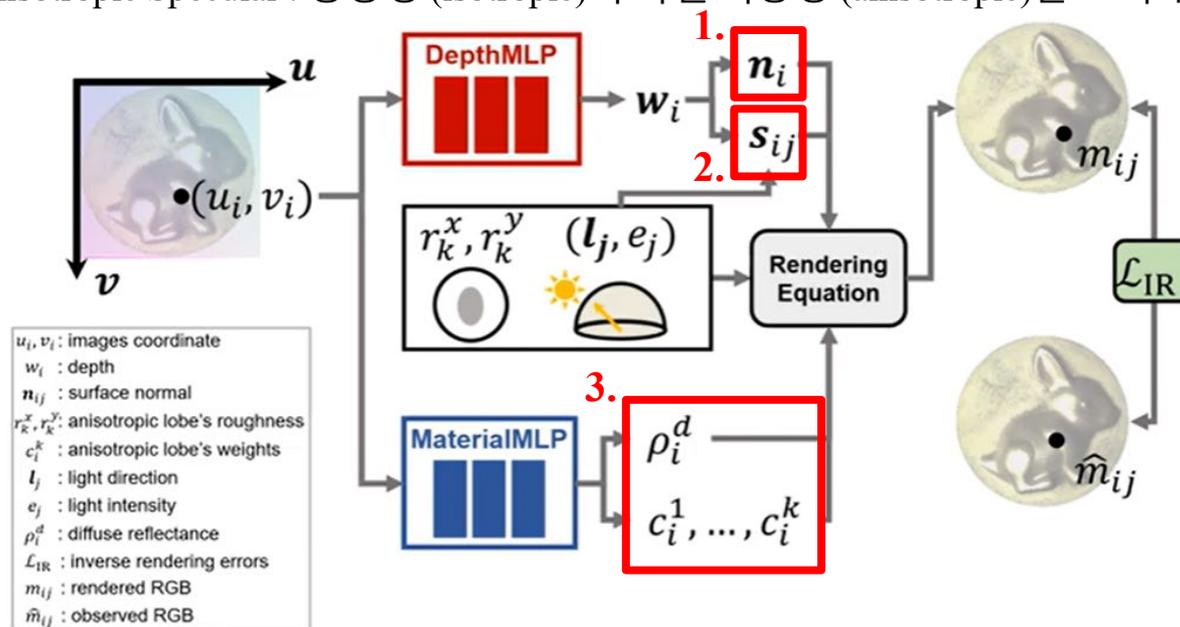


Neural Inverse Rendering 기반 PS

- DANI-Net: Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering (2023 CVPR)

- Contribution

- Differentiable Shadow : Binary shadow가 아닌 continuous shadow를 추출함으로써 성능 개선
- Depth-to-Normal : 네트워크 없이 depth를 통해 normal을 추출함으로써 complexity 감소
- Anisotropic Specular : 등방성 (isotropic)이 아닌 이방성 (anisotropic)을 고려해서 성능 개선



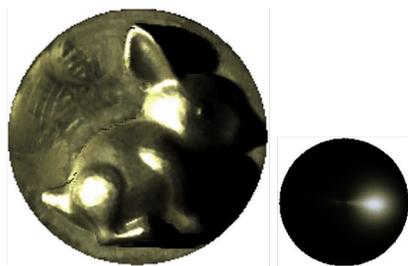
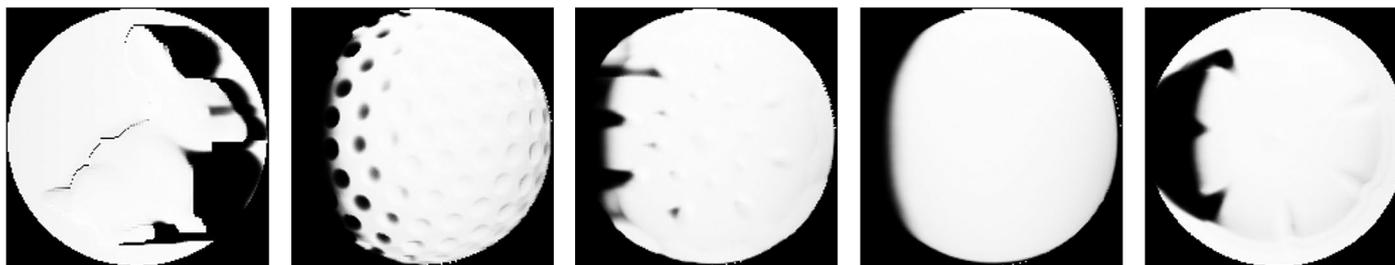
DANI-Net 모델 구조

Neural Inverse Rendering 기반 PS

- DANI-Net: Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering (2023 CVPR)

- Contribution

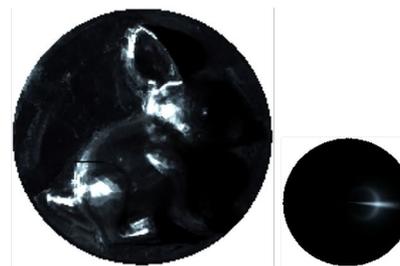
- Differentiable Shadow : Binary shadow가 아닌 continuous shadow를 추출함으로써 성능 개선
- Depth-to-Normal : 네트워크 없이 depth를 통해 normal을 추출함으로써 complexity 감소
- Anisotropic Specular : 등방성 (isotropic)이 아닌 이방성 (anisotropic)을 고려해서 성능 개선



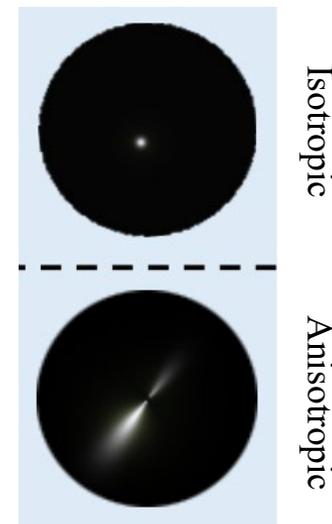
COPPER



STEEL



AL



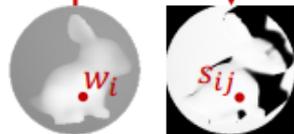
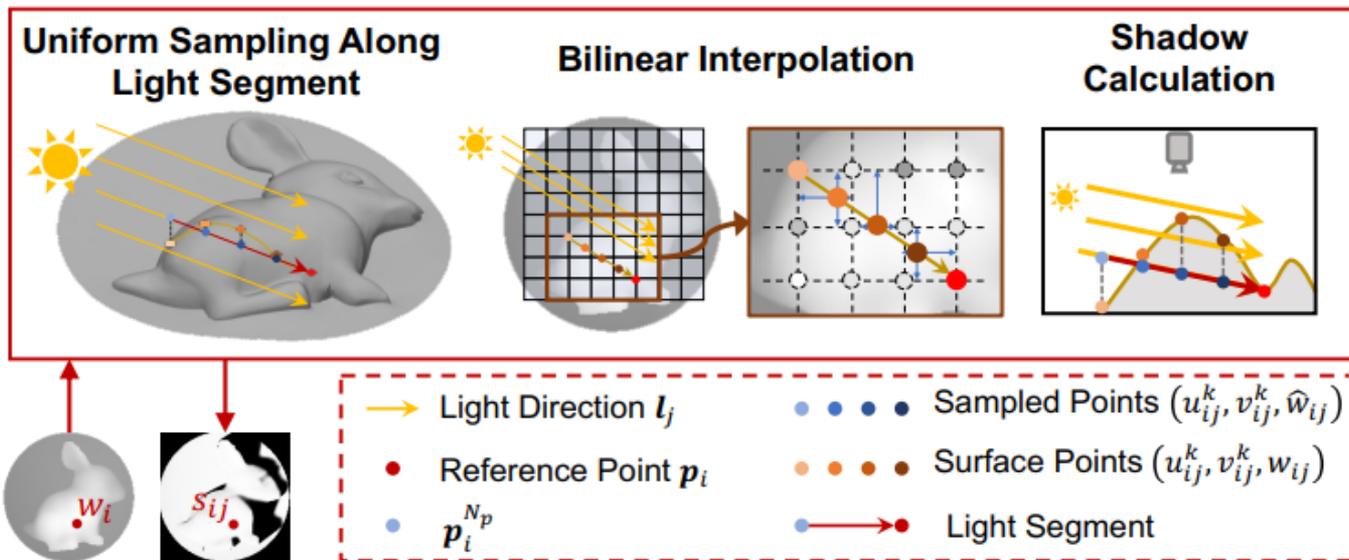
Neural Inverse Rendering 기반 PS

- DANI-Net: Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering (2023 CVPR)

- Differentiable Shadow

- Differentiable shadow를 통한 렌더링은 shape-light 추출 성능을 향상시킴
- 빛에 따른 occlusion을 고려해서 shadow를 계산 → Depth 데이터와 light 데이터를 이용
- Light segment 위의 점에 대해서 surface와 sample 사이의 최대 거리값을 기준으로 결정

$$s_{ij} = \text{Sigmoid}(\alpha(\min\{w_{ij}^k - \hat{w}_{ij}^k | 1 \leq k \leq N_p\}) + \beta)$$



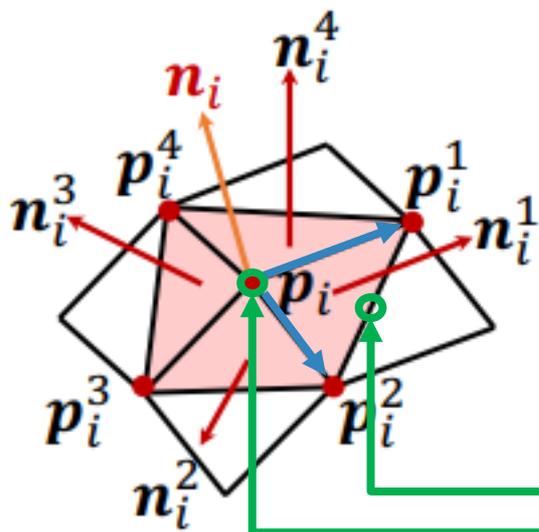
- Light Direction l_j
- Reference Point p_i
- $p_i^{N_p}$
- • • • Sampled Points $(u_{ij}^k, v_{ij}^k, \hat{w}_{ij}^k)$
- • • • Surface Points $(u_{ij}^k, v_{ij}^k, w_{ij}^k)$
- → • Light Segment

Neural Inverse Rendering 기반 PS

- DANI-Net: Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering (2023 CVPR)

- Depth to Normal

- Depth와 normal 사이의 관계식을 통해 추출 (Depth 데이터에서 5개의 인접점을 이용)
- Query point와 4개의 인접점에서의 depth값을 통해 4개의 방향 벡터를 형성
- 각 방향 벡터는 mesh를 구성하게 되며 인접한 4개 mesh의 normal을 추출
- 각 mesh의 4가지 normal에 대한 interpolation을 적용하여 query normal을 추출



$$\mathbf{n}_i = \sum_{k=1}^4 \gamma_i^k \mathbf{n}_i^k = \sum_{k=1}^4 \gamma_i^k \text{Nor}[(\mathbf{p}_i^{k+1} - \mathbf{p}_i) \times (\mathbf{p}_i^k - \mathbf{p}_i)]^\top$$

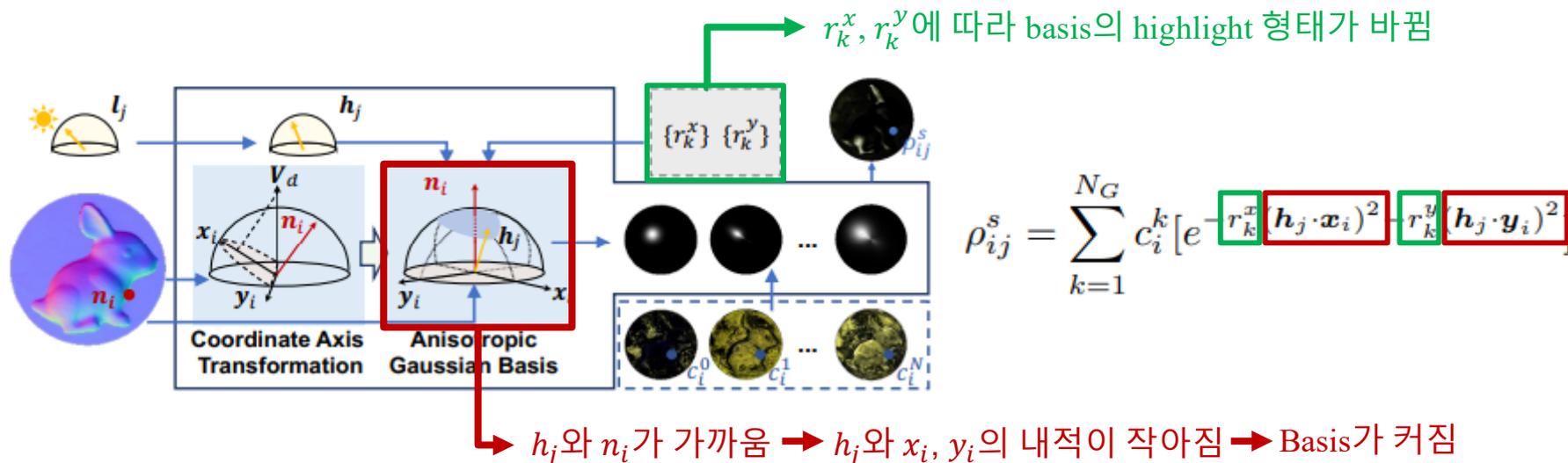
$$\gamma_i^k = \frac{|d_i^k|^{-1}}{\sum_{k=1}^4 |d_i^k|^{-1}}, \quad d_i^k = w_i^k + w_i^{k+1} - 2w_i$$

Neural Inverse Rendering 기반 PS

- DANI-Net: Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering (2023 CVPR)

- Anisotropic Specular reflectance

- 현실의 물체는 이방성의 specular reflectance인 경우가 대부분이므로 기존의 등방성 specular reflectance 추출 모델이 이방성 성질을 고려할 수 있도록 개선
- MLP를 통해 각 bases에 대한 x, y 축 방향의 γ_k^x, γ_k^y 와 coefficient c_i^k 를 학습
- Normal 데이터와 parameter, coefficient와의 수식적 정의를 통해서 anisotropic reflectance 데이터 생성



Neural Inverse Rendering 기반 PS

- DANI-Net: Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering (2023 CVPR)
 - Experimental Results (DiLiGenT 데이터셋)

Table 2. Quantitative comparison in terms of MAE of surface normal on DiLiGenT benchmark dataset [40]. **Bold numbers** and underlined numbers indicate the best and the second-best results among UPS methods, respectively.

Method	BALL	BEAR	BUDDHA	CAT	COW	GOBLET	HARVEST	POT1	POT2	READING	AVG
LS [48]	4.10	8.39	14.92	8.41	25.60	18.50	30.62	8.89	14.65	19.80	15.39
TM18 [43]	1.47	5.79	10.36	5.44	6.32	11.47	22.59	6.09	7.76	11.03	8.83
LL22 [25]	2.43	3.64	8.04	4.86	4.72	6.68	14.90	5.99	4.97	8.75	6.50
PF14 [34]	4.77	9.07	14.92	9.54	19.53	29.93	29.21	9.51	15.90	24.18	16.66
CH19 [8]	2.77	6.89	8.97	8.06	8.48	11.91	17.43	8.14	7.50	14.90	9.51
CW20 [10]	2.50	5.60	8.60	7.90	7.80	9.60	16.20	7.20	7.10	14.90	8.71
SCPS-NIR [26]	1.24	3.82	9.28	4.72	5.53	7.12	<u>14.96</u>	<u>6.73</u>	6.50	10.54	7.05
DANI-Net w/o s	1.71	<u>3.95</u>	8.71	4.95	4.95	6.80	16.00	7.04	5.27	<u>9.32</u>	<u>6.87</u>
DANI-Net w [25]	<u>1.64</u>	4.03	9.16	5.27	<u>5.22</u>	6.98	16.43	6.85	5.52	9.53	7.06
DANI-Net	1.65	4.11	<u>8.69</u>	<u>4.73</u>	5.52	<u>6.96</u>	13.99	6.41	<u>5.29</u>	8.08	6.54

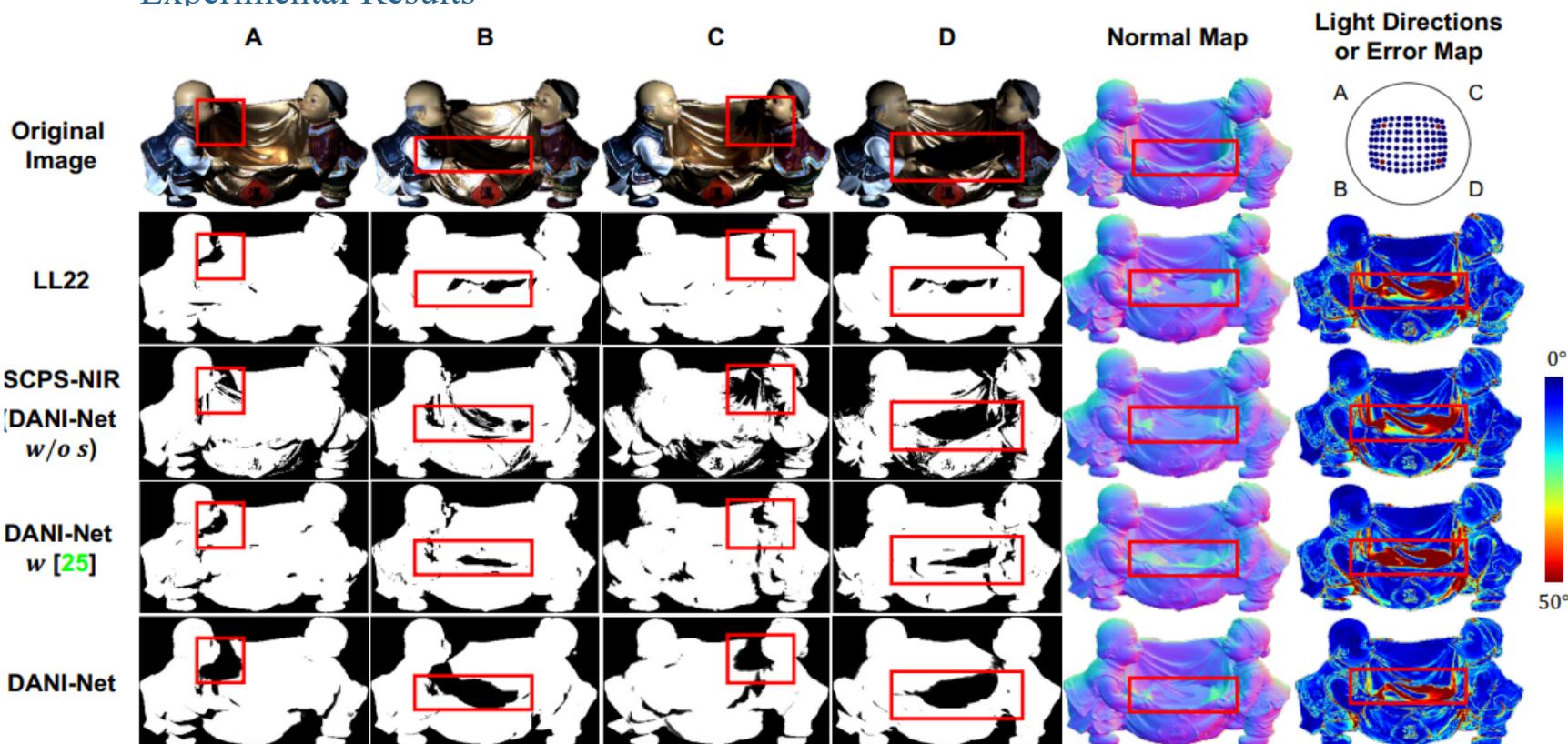
Table 3. Quantitative comparison in terms of MAE of light direction and scale-invariant error of intensity on DiLiGenT benchmark dataset [40]. **Bold numbers** and underlined numbers indicate the best and the second-best results, respectively.

Model	BALL		BEAR		BUDDHA		CAT		COW		GOBLET		HARVEST		POT1		POT2		READING		AVG	
	dir.	int.																				
PF14 [34]	4.90	0.036	5.24	0.098	9.76	0.053	5.31	0.059	16.34	0.074	33.22	0.223	24.99	0.156	<u>2.43</u>	0.017	13.52	0.044	21.77	0.122	13.75	0.088
CH19 [8]	3.27	0.039	3.47	0.061	4.34	0.048	4.08	0.095	4.52	0.073	10.36	0.067	6.32	0.082	5.44	0.058	2.87	<u>0.048</u>	<u>4.50</u>	0.105	4.92	0.068
CW20 [10]	1.75	0.027	2.44	0.101	2.86	0.032	4.58	0.075	3.15	0.031	2.98	0.042	<u>5.74</u>	0.065	1.41	0.039	<u>2.81</u>	0.059	5.47	0.048	<u>3.32</u>	0.052
SCPS-NIR [26]	1.43	0.019	1.56	0.019	4.22	0.021	4.41	0.032	4.94	0.062	<u>2.26</u>	0.042	6.41	0.023	3.46	0.030	4.19	0.082	7.34	0.035	4.02	<u>0.037</u>
DANI-Net w/o s	1.25	<u>0.020</u>	2.08	0.026	2.50	0.021	3.09	0.027	2.12	0.059	2.89	0.047	5.27	<u>0.026</u>	4.23	0.031	2.76	0.086	5.45	0.026	3.16	<u>0.037</u>
DANI-Net w [25]	<u>1.24</u>	<u>0.020</u>	<u>1.69</u>	0.024	3.07	0.021	3.28	<u>0.026</u>	<u>2.41</u>	0.058	3.01	<u>0.043</u>	6.47	0.030	4.50	<u>0.029</u>	3.30	0.084	5.37	0.025	3.43	0.036
DANI-Net	1.23	<u>0.020</u>	3.71	<u>0.022</u>	<u>2.63</u>	<u>0.025</u>	<u>3.32</u>	0.029	4.19	<u>0.055</u>	1.65	0.044	6.34	<u>0.026</u>	4.17	<u>0.029</u>	3.42	0.079	3.28	<u>0.028</u>	3.39	0.036

Neural Inverse Rendering 기반 PS

- DANI-Net: Uncalibrated Photometric Stereo by Differentiable Shadow Handling, Anisotropic Reflectance Modeling, and Neural Inverse Rendering (2023 CVPR)

- Experimental Results

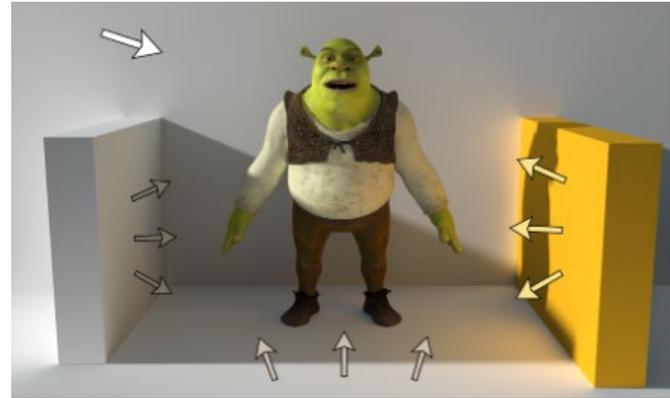


추후 연구 방향

- 현재 SoTA 모델들의 한계점
 - Inter-reflection을 고려하지 않는 rendering equation을 사용함으로써 convex 영역에서의 error가 큼



Direct reflection만 고려



Direct + inter-reflection를 고려

