

Extreme Low-Light Noise Modeling with Specific Sensor

2025년도 하계 세미나



Sogang University

Vision & Display Systems Lab, Dept. of Electronic Engineering



Presented By

Yeongje Im

Outline

- Background
 - Low-light noise
 - RAW denoising
 - Noise modeling
- Physics-Guided ISO-Dependent Sensor Noise Modeling for Extreme Low-Light Photography
 - CVPR 2023
- Noise Modeling in One Hour: Minimizing Preparation Efforts for Self-supervised Low-Light RAWImage Denoising
 - CVPR 2025

Background

Extreme low-light condition $D = I + \underbrace{N_{shot} + N_{DC}}_{\text{Signal dependent noise}} + \underbrace{N_{read} + N_{row} + N_q}_{\text{Signal independent noise}}$

• Low-light noise

• Image에서 noise가 생기는 원인(signal dependent noise)

Signal dependent noise

- 조도가 낮은 환경의 경우, 카메라의 high ISO setting으로 빛에 더 민감하게 촬영을 해야함

✧ 이러한 high ISO는 noise도 민감하게 반응하여 noise 신호가 증폭이 됨(대표적으로 shot noise)

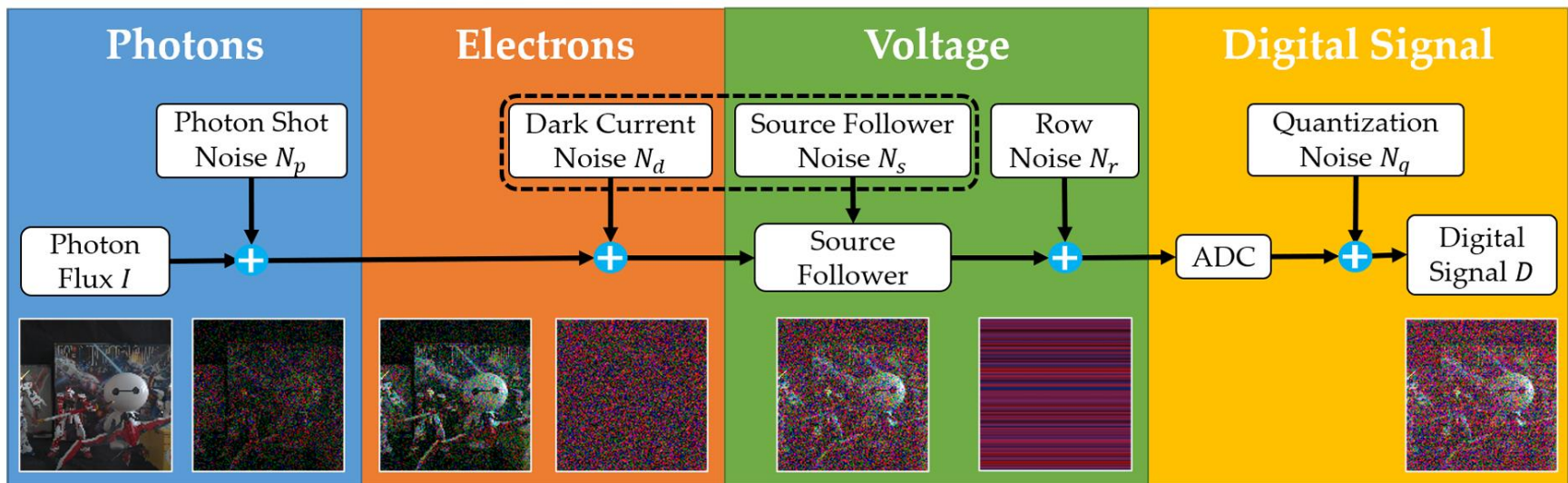
✧ Exposure time을 늘려서 해결 가능하나 모션이 있으면 모션 blur 발생

- CMOS sensor의 thermal effect로 인해 noise가 발생

Camera analog gain

✧ 대표적으로 dark current noise(N_{DC}) $N_{DC} = k \cdot N_{FP} + N_{BLE} + N_{DCSN}$

✓ N_{FP} 의 경우 fixed pattern noise로 sensor 자체의 결함 noise에 해당



Real noise in camera sensor

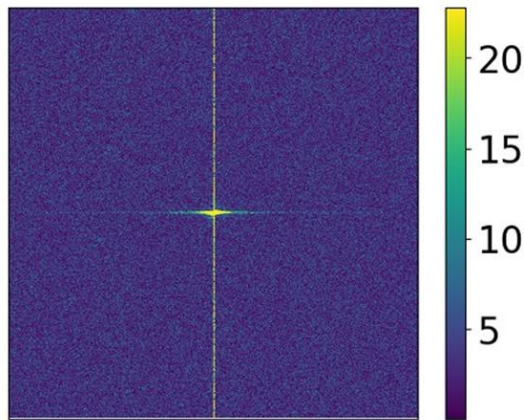
Background

Extreme low-light condition $D = I + \underbrace{N_{shot}}_{\text{Signal dependent noise}} + \underbrace{N_{DC} + N_{read} + N_{row} + N_q}_{\text{Signal independent noise}}$

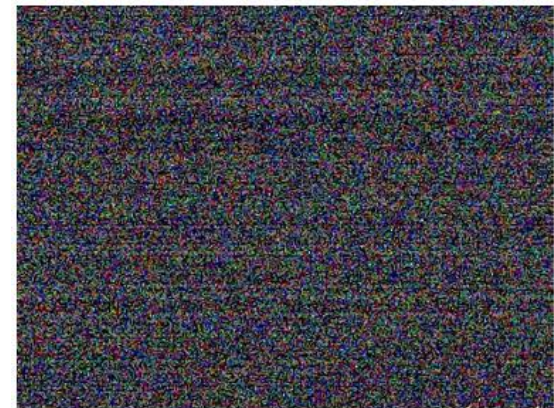
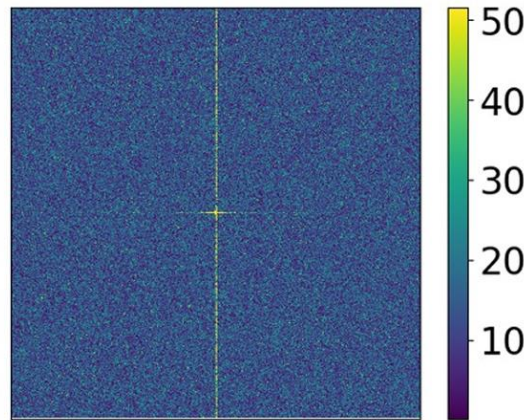
- Low-light noise

- Image에서 noise가 생기는 원인(signal independent noise)

- Sensor의 들어오는 photon으로 발생하는 shot noise와 별도로 signal independent noise도 존재
 - ADC(analog digital converter)에서 image를 quantization을 수행하면서 noise가 발생
 - 또한 저조도 조건에서 ISO가 높을 경우, banding noise(row noise)가 발생
 - ※ CMOS sensor가 row by row로 동작, 여기에 민감하게 반응한 결과
 - ※ 위성 사진에서 대표적으로 나타나며, 영상일 경우 시간 축 걸쳐서 나타나기도 함
 - 일부 논문들(ELD 등)에서는 앞서 설명한 dark current noise를 signal independent noise 취급하기도 함
 - 또한 이후 ISP를 통과할 경우, camera ISP noise가 발생하기도 함



Fourier spectrum of the bias frame



bias frame (Sony A7S2)

Background

- RAW denoising

- RAW noise reduction의 필요성

- **RAW denoising:** RAW domain에서의 noise 제거는 ISP 이전 단계에서 noise를 제거하는 방식
 - ISP에서 RAW 데이터 noise가 있는 상태로 들어가면 얽히고(entangle) 증폭(amplify)됨
 - 픽셀 독립적(Pixel-independent) → 공간적 상관(Spatially-correlated) 노이즈로 변화
 - ※ Entangle: ISP의 Demosaicing 과정에서 발생하는데 제거가 더 어려운 형태로 바뀜
 - ※ Amplify: ISP의 gamma correction, tone-mapping 등 과정에서 숨어있는 noise가 두드러짐
- ✓또한 이럴 경우, sharpening과 같은 후처리 작업을 하는데 방해를 함

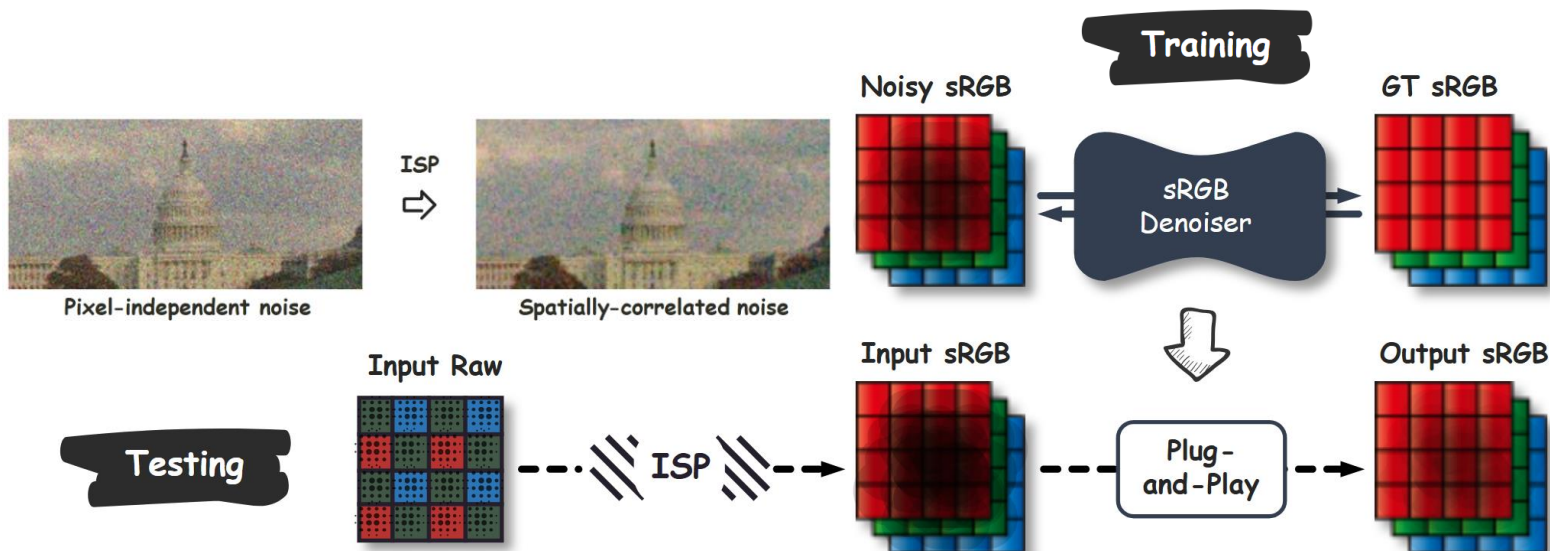
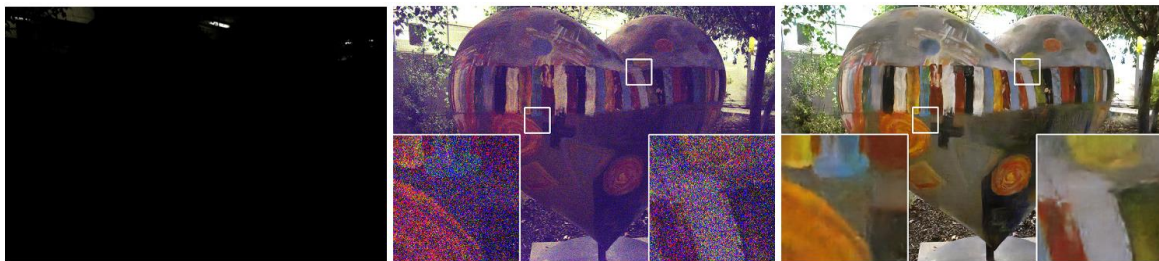


Image processing pipeline with noise

Background

- Noise modeling

- RAW image의 경우 clean image와 noise가 independent한 관계를 가짐

- 즉, ISP를 거치지 않아서 pixel과 noise가 서로 independent한 관계

- $D = I + N_{shot} + N_{DC} + N_{read} + N_{row} + N_q$ 와 같이 정교한 noise modeling이 가능하게 됨

- ⊙ 여기서 D 는 noise가 있는 이미지, I 의 경우 noise가 없는 clean 이미지로 가정

- RAW noise-clean GT pair 데이터셋의 경우 제작이 까다롭다는 점 존재

- ⊙ 또한 데이터 수가 부족해서 성능이 높지 않다는 점 존재

- ⊙ 아래 결과, 오히려 실제 데이터로 학습한 결과보다 noise modeling을 통해 학습한 결과가 더 좋음

- ✓ 즉, 정교한 noise modeling을 수행할 경우 무한에 가깝게 데이터를 만들 수 있음



29.42/0.519
Noisy



39.60/0.956
Noisy-GT 학습 결과



41.18/0.970
Noise modeling 학습 결과



PSNR/SSIM
GT

Cao, Yue, et al. "Physics-guided iso-dependent sensor noise modeling for extreme low-light photography." CVPR, 2023.

Introduction

- Recent learning based image denoising method & noise modeling method

- Physics-based methods

- 해당 방식들은 photo를 digital signal로 변환하는 과정을 번거로운 통계적 모델링을 수행
- 이 방식들은 매우 많은 수의 camera calibration 데이터인 flat-field, bias frame을 필요로 함
 - ☼ PMN 방식의 경우 각 ISO setting마다 400장의 bias frame을 필요로 함

- Learning-based methods

- clean 이미지와 대응되는 noise 이미지 간에 mapping으로 직접적으로 학습하는 방식
 - ☼ 하지만 해당 방식들의 경우 현재 physics-based statistical method보다 성능이 매우 낮음
 - ☼ NoiseFlow의 경우 normalizing flow를 사용했지만 striping artifacts, color bias 해결 X
 - ☼ Starlight는 noise를 clean에 더해 GAN으로 전달, noise가 entangled 되어 noise distribution 추정 X

Method	Category	N_{shot}	N_{FP}	N_{BLE}	N_{DCSN}	N_{read}	N_{row}	N_q	Learnability	ISO dependence
ELLE [29]	Physics	✓		✓	✓	✓	✓	✓	None	Incomplete
ELD [31]	Physics	✓		$\mathcal{S}$	✓	✓	✓	✓	None	Incomplete
SFRN [33]	Physics	✓	$\mathcal{S}$	$\mathcal{S}$	$\mathcal{S}$	$\mathcal{S}$	$\mathcal{S}$	✓	None	Incomplete
PMN [9]	Physics	✓	✓	✓				✓	None	Incomplete
NoiseFlow [1]	Learn	✓			✓	✓		✓	Complete	Incomplete
Starlight [25]	Learn	✓	✓		✓	✓	✓	✓	Incomplete	Incomplete
Ours	Learn	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	Complete	Complete

기존 noise modeling 논문 전략 비교

Introduction

- Recent denoising dataset problem

- SIDD dataset

- 해당 데이터셋은 IIR filter를 이용하여 noise image를 평균을 하여서 GT를 생성

- ⚡ 하지만 이럴 경우, black level error noise, fixed-pattern noise가 그대로 남음

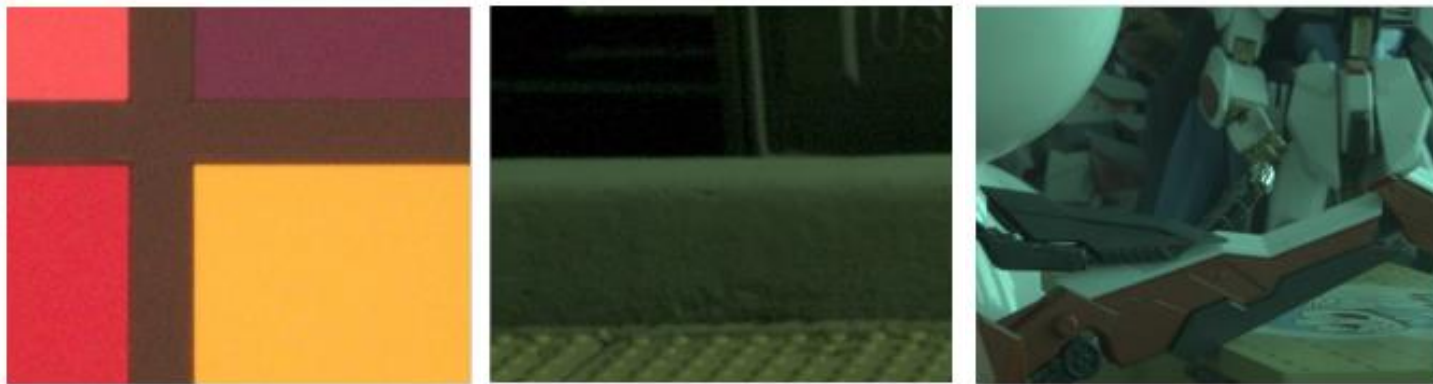
- SID dataset

- ISO setting을 같게 한 다음 exposure time을 짧게 한 이미지를 noise, 길게 한 이미지를 GT로 생성

- ⚡ Long exposure reference에 fixed-pattern noise가 그대로 있음

- LLD dataset (저자 제안 데이터셋, ELD, DND와 동일)

- Noisy(short exposure, high ISO), clean(long exposure, low ISO) 이렇게 데이터셋을 구성



기존 denoising dataset (왼쪽부터 SIDD, SID, ELD)

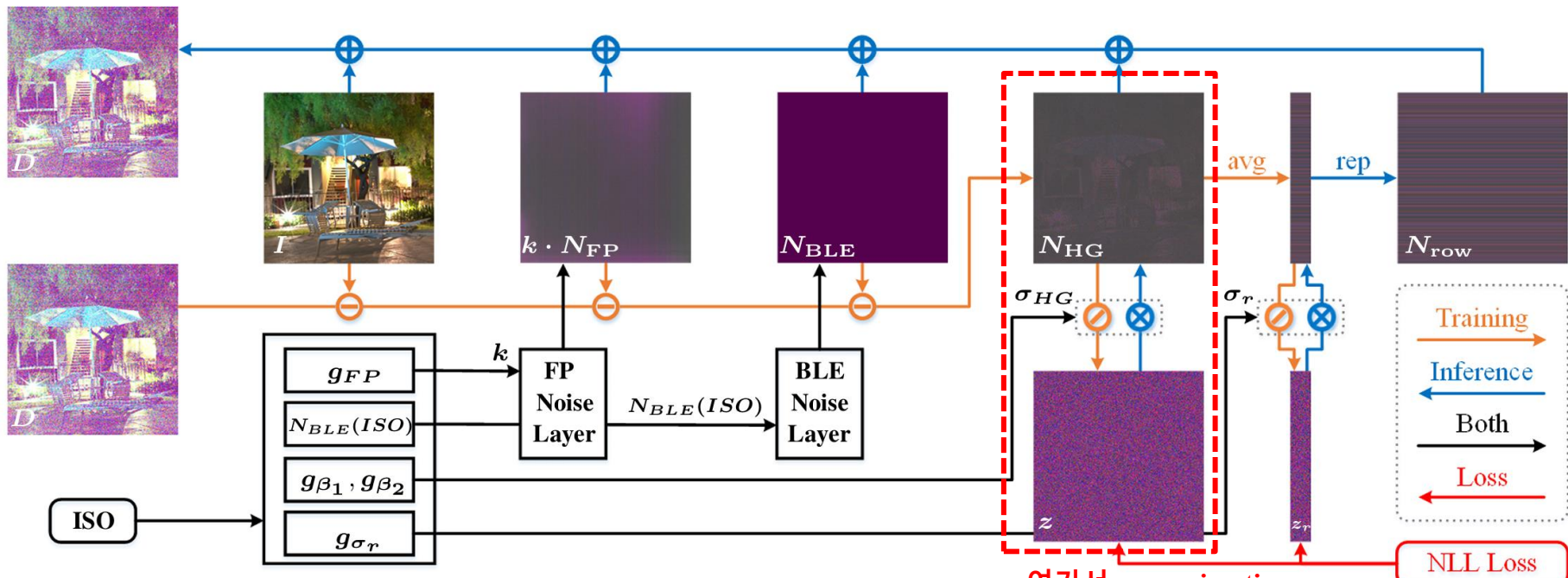
Method

• Physics-guided Noise Model

▪ 저자는 다음과 같이 noise modeling을 함: $D = I + N_{shot} + N_{DC} + N_{read} + N_{row} + N_q$

▪ Shot noise (N_{shot})

- Photon이 들어올 때 물리현상으로 인해 만들어지는 불확실성 때문에 발생
- 전형적으로 Poisson distribution으로 모델링을 하며 system gain(analog, digital)에 의해 control됨
- $N_{shot} \sim P(0, \beta_{shot} \cdot I)$, $N_{shot} \in R^{H \times W}$ 이며 β_{shot} 은 ISO에 따라 달라짐



제안한 noise modeling method

여기서 approximation

NLL Loss

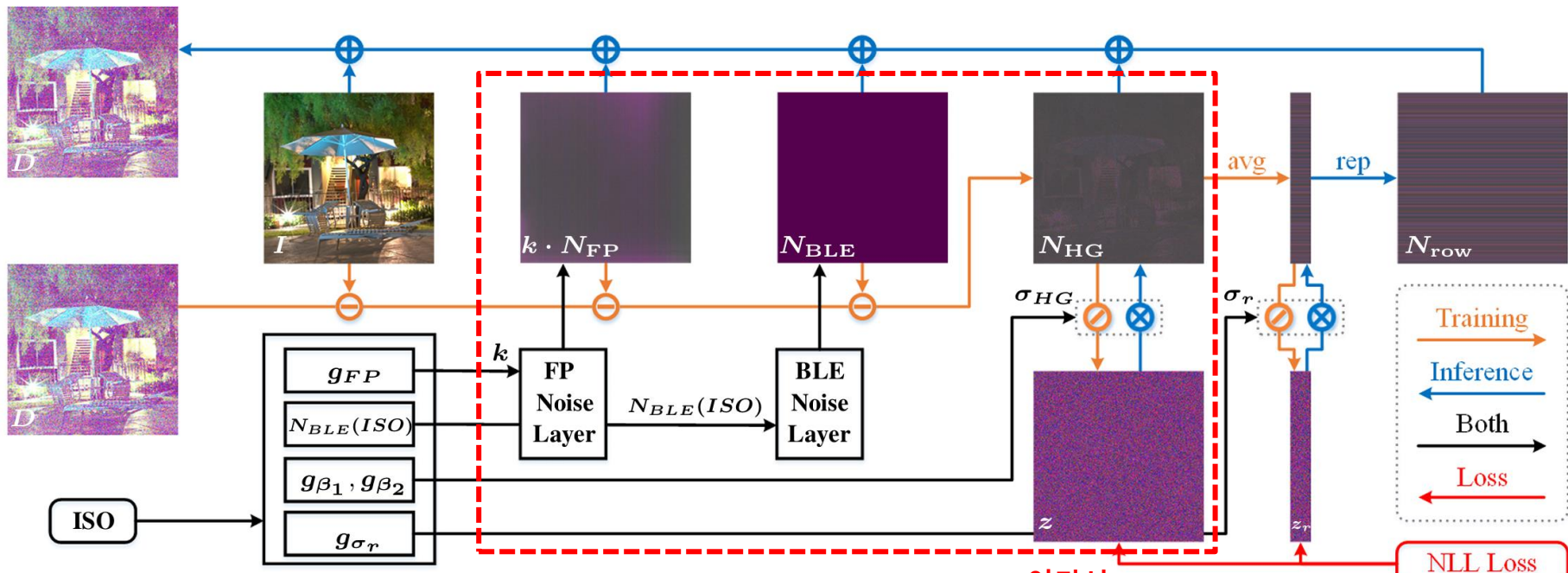
Method

• Physics-guided Noise Model

▪ Dark current noise (N_{DC})

- Light를 digital signal로 변환, photon에 의해 전류가 산출, sensor에 thermal effect로 인해 dark current
- Thermal effect의 randomness와 ISO dependence, spatial non-uniformity로 인해 모델링 해야함
- $N_{DC} = k \cdot N_{FP} + N_{BLE} + N_{DCSN}$

※ $N_{FP} \in R^{H \times W}$ 는 fixed pattern noise, k 와 N_{BLE} 는 각각 ISO setting에 따라 선형, 비선형으로 관계



제안한 noise modeling method

여기서 approximation

NLL Loss

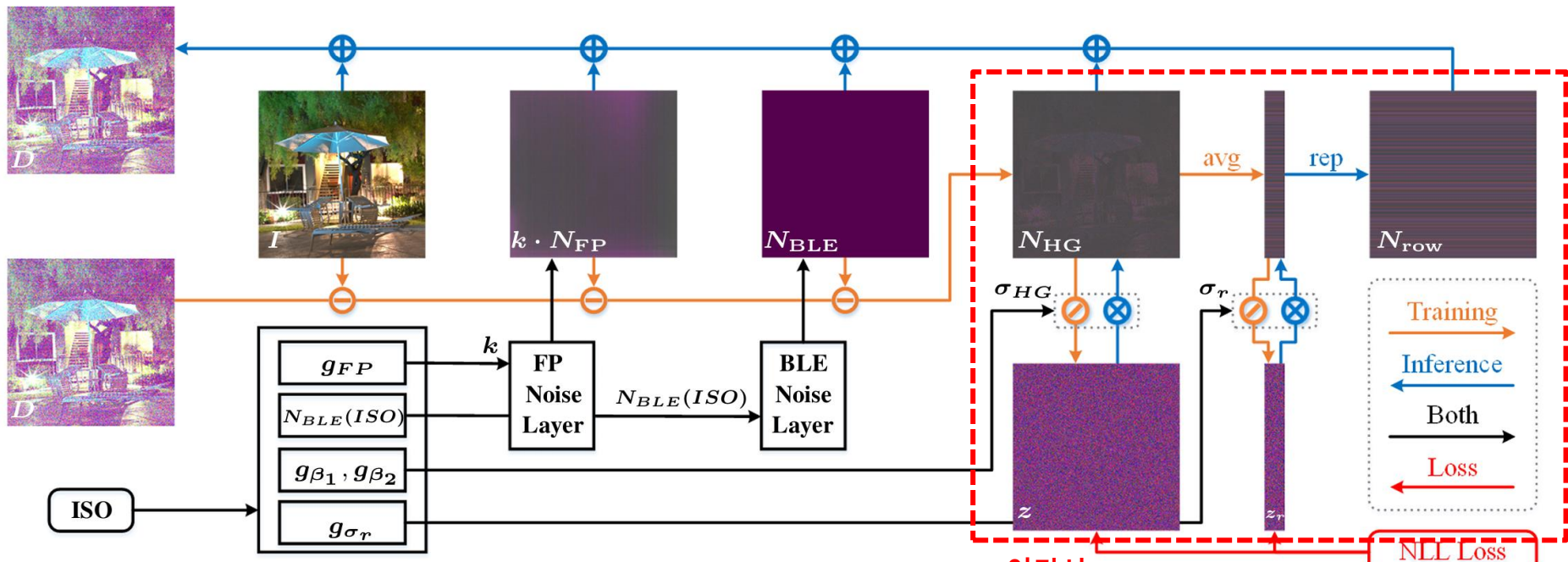
Method

• Physics-guided Noise Model

▪ Read Noise and Row Noise (N_{read}, N_{row})

- Sensor 판독 과정에서 전자 판독의 불확실성에서 read noise가 발생 (device-dependent)
- CMOS sensor 경우 row by row로 판독 절차 수행, 다른 row 사이 ADC의 randomness로 row noise 발생
- $N_{read} \sim N(0, \sigma_{read}^2), N_{row} \sim N(0, \sigma_{row}^2)$, zero-mean Gaussian distribution을 따름

$$N_{read} \in R^{H \times W}, N_{row} \in R^{H \times 1}$$



제안한 noise modeling method

여기서 approximation

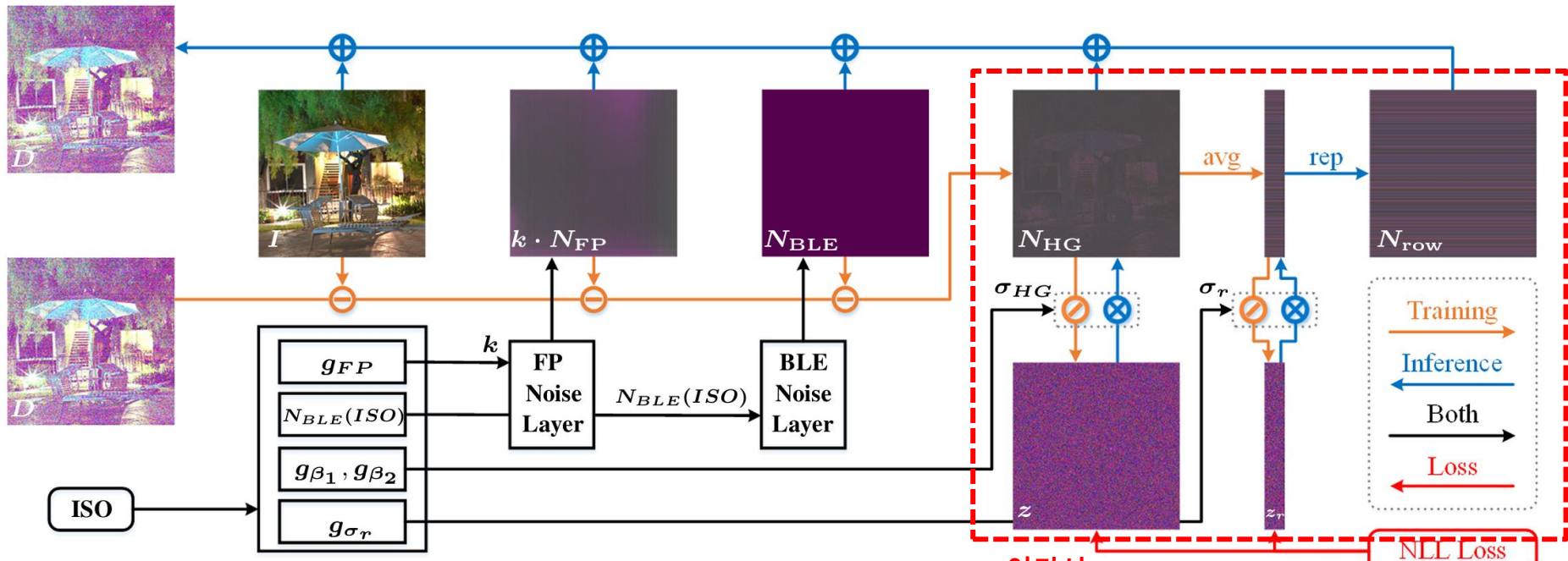
NLL Loss

Method

- Physics-guided Noise Model

- Quantization Noise, Heteroscedastic Gaussian Noise (N_q, N_{HG})

- ADC는 signal을 rawRGB 이미지로 저장하기 위하여 이산화를 수행함
- $N_q \sim U(-1/2q, 1/2q)$, uniform distribution을 근사, 여기서 q 는 저장 이미지의 bit number에 해당
- N_{shot}, N_{read} 두 개다 크기 $H \times W$ 를 따르는 Homoscedasticity gaussian distribution으로 근사함
 $\star N_{HG} \sim N(0, \beta_1 \cdot I + \beta_2)$, β_1 의 경우 β_{shot} 에 해당



제안한 noise modeling method

여기서 approximation

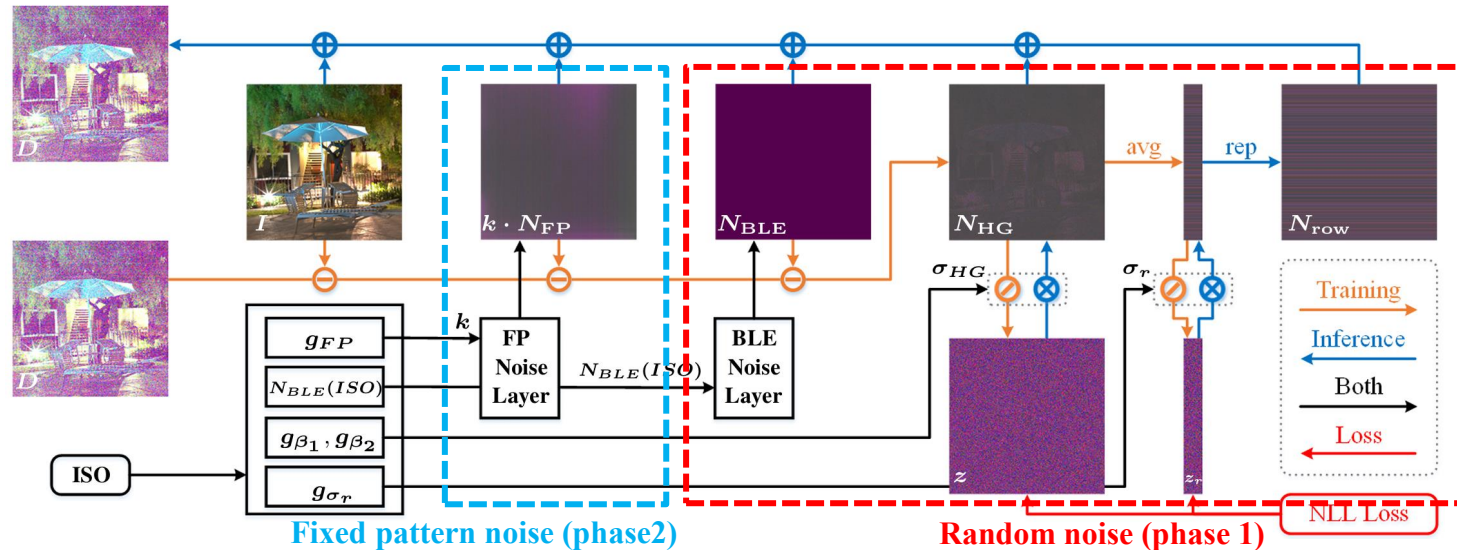
NLL Loss

Method

$$D = I + \underbrace{k \cdot N_{FP}}_{\text{Fixed-pattern Noise}} + \underbrace{N_{HG} + N_{row} + N_{BLE} + N_q}_{\text{Random Noise}}$$

• Training strategy

- Noise source는 크게 두 개: fixed-pattern(time-invariant) noise, random(time-variant) noise
- $k \cdot N_{FP}$ 의 선형성은 N_{BLE}, N_{DCSN} 이 제거 되었을 때만 유지가 가능함
 - 따라서 학습 안정성을 위하여 두 단계로 나누어서 학습 진행
 - ※ 1) random noise modeling phase 2) fixed-pattern noise modeling phase
 - ※ Random noise modeling이 끝나면 freeze한 다음 fixed-pattern noise modeling 만 훈련 진행
- Darkshading Correction Strategy: N_{FP}, N_{BLE} 는 이미 고정되 됨
 - PMN과 동일하게 고정된 노이즈를 우선 빼 다음 denoising(training, inference)을 하는 전략 사용

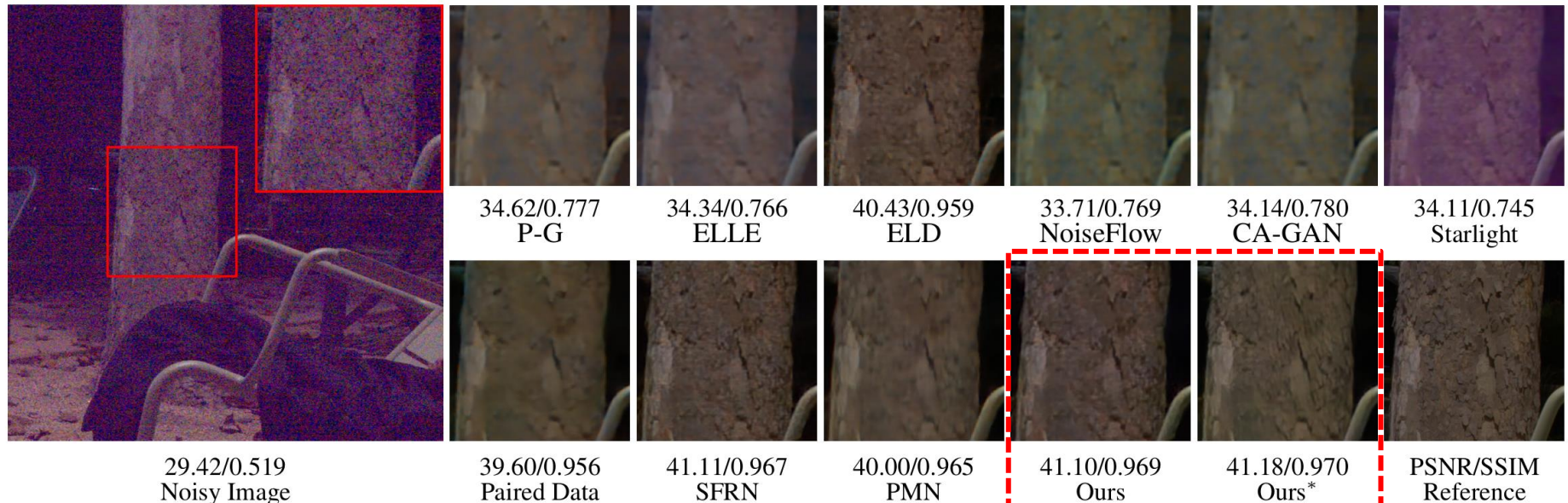


제안한 noise modeling method

Experiments

• Implementation Details

- rawRGB image (R, Gr, B, Gb)로 packing을 하여 4 channel로 학습 진행
 - $g_{fp}, g_{\beta_1}, g_{\beta_2}, g_{\sigma_r}$ 은 one-layer MLP 구현, $N_{BLE}(ISO)$ 의 경우 setting dimensional learnable parameter 구현
- Denoising Stage의 경우 *ours*, *ours** 두 개의 결과가 있음.
 - *ours*의 경우 모든 clean image에 모든 noise 합성, *ours** 는 mini-batch를 두 개로 나눠서 학습 진행
 - Darkshading correction strategy: $(D - k \cdot N_{FP} - N_{BLE}(ISO), I)$
 - Zero-mean noise strategy: $(I + N_{HG} + N_{row} + N_q, I)$



Qualitative evaluation 결과

Experiments

- Comparison with State-of-the-Art

- Noise model의 경우 LLD dataset 가지고 진행, denoising 단계 모두 SID data 및 network 사용
- Evaluation on Sony A7S2 Camera
 - Learning-based method, physical 특성 무시하고 network와 strategy 수행하여 성능 하락 큼
 - Physical model 고려한 starlight 경우 ISO dependence BLE noise 무시, classic modeling 보다 성능 낮음
- Evaluation on Nikon D850 Camera
 - Physics-based method와 비교하여 noise parameter calibration 과정을 생략함
 - 또한 PMN, SFRN 방법 모두 bias, flat field frame을 필요로 하는데 해당 방식은 필요 없다는 장점

Dataset	Ratio	Index	Physics-based			Learning-based				Real noise-based			
			P-G [10]	ELLE [29]	ELD [31]	NoiseFlow [1]	CA-GAN [5]	Starlight [25]	Ours	Paired Data (SID)	SFRN [33]	PMN [9]	Ours*
SID [6]	×100	PSNR	39.03	40.09	41.95	38.89	38.66	40.47	42.10	42.06	42.31	43.16	43.36
		SSIM	0.926	0.931	0.953	0.929	0.921	0.926	0.955	0.955	0.955	0.960	0.961
	×250	PSNR	35.57	36.13	39.44	35.80	35.30	36.25	39.76	39.60	40.18	40.92	41.02
		SSIM	0.861	0.863	0.931	0.867	0.846	0.858	0.933	0.938	0.937	0.947	0.948
	×300	PSNR	32.26	32.54	36.36	32.29	32.02	32.99	36.76	36.85	36.97	37.77	37.80
		SSIM	0.781	0.782	0.911	0.801	0.768	0.780	0.912	0.923	0.915	0.934	0.935
ELD [31]	×100	PSNR	41.76	43.11	45.45	41.05	41.48	43.80	45.61	44.47	45.74	46.50	46.74
		SSIM	0.930	0.940	0.975	0.925	0.933	0.936	0.977	0.968	0.976	0.985	0.986
	×200	PSNR	39.33	40.30	43.43	39.23	39.26	40.86	43.84	41.97	43.84	44.51	44.95
		SSIM	0.872	0.884	0.954	0.889	0.877	0.884	0.959	0.928	0.955	0.973	0.977

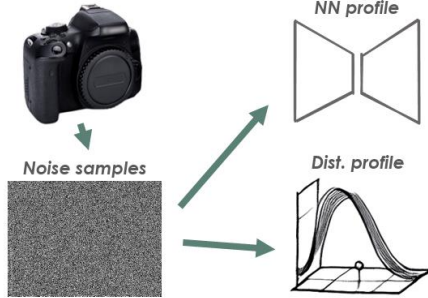
Quantitative evaluation 결과

Li, Feiran, Haiyang Jiang, and Daisuke Iso. "Noise Modeling in One Hour: Minimizing Preparation Efforts for Self-supervised Low-Light RAW Image Denoising." CVPR, 2025.

Introduction

- Noise modeling

- Signal-dependent noise 합성하기 위해 균일한 lighting condition에서 system gain calibration
 - Hardware (protocol camera board의 경우 customizing mounting module 필요) setup이 거의 몇 일이 걸림
- Signal-independent noise의 경우 통계적으로 distribution을 정의하는데 어려움
 - 또한 learning based noise profiling 접근 방식의 경우 train하는데 시간이 걸림
- 본 논문의 저자는 denoising performance를 유지하면서 가능한 간단한 noise modeling 제안
 - Signal-independent noise를 정의하는데 불필요한 step을 모두 제거함

Common preparation steps	System gain calibration for shot noise (hours to days)	Signal-independent noise collection (~one hour) and profiling ($\geq$ one day)
		
Existing works	Fully required	Fully required
Ours	Not required	Collection only

Comparing preparation efforts for noise synthesis

Method

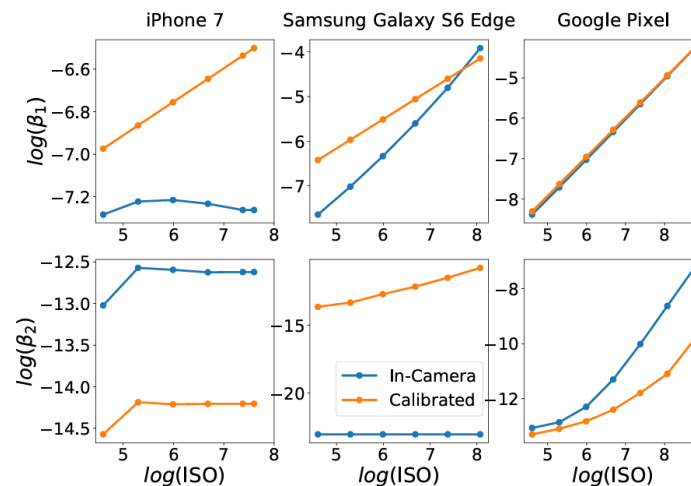
- Image formation model

- Photon에서 digital pixel value 변환 공식 $D = K_d(K_a(X + N_p + N_1) + N_2)$

- Analog-to-digital conversion(ADC)는 공식에서 생략, K_d 는 digital gain K_a 는 analog gain, X photon에 해당
- N_p 는 signal-dependent noise, N_1, N_2 는 signal-independent noise 각각 ADC 전후 발생 noise

- $K_d=1$ 이라고 가정하면 공식은 $D = \underbrace{K_a(X + N_p)}_{\text{Signal dependent noise}} + \underbrace{K_a N_1 + N_2}_{\text{Signal independent noise}}$

- N_p 의 경우, 빛의 내재된 불확실성과 양자 속성에 의해 유발됨
- N_1 의 경우, 실제로 회로가 동작하기 전에 발생하는 noise (dark-current noise, thermal noise)
- N_2 의 경우, image formatting process가 끝난 뒤 발생하는 noise (banding noise, quantization noise)



Camera 별 signal dependent noise parameter

Method

- Hypothesizing signal-dependent noise

- $$(X + N_p) \sim P(X) \rightarrow (X + N_p) \sim P(I/K_a) \rightarrow K_a(X + N_p) \sim K_a P(I/K_a)$$

- 해당 방정식은 clean-noise pair에서 shot noise 추정 $\rightarrow$ poisson 분포 추정 및 analog gain scailing

- 평균과 분산: $E(K(X + N_p)) = K \cdot I/K = I, V(K(X + N_p)) = K^2 \cdot I/K = KI$

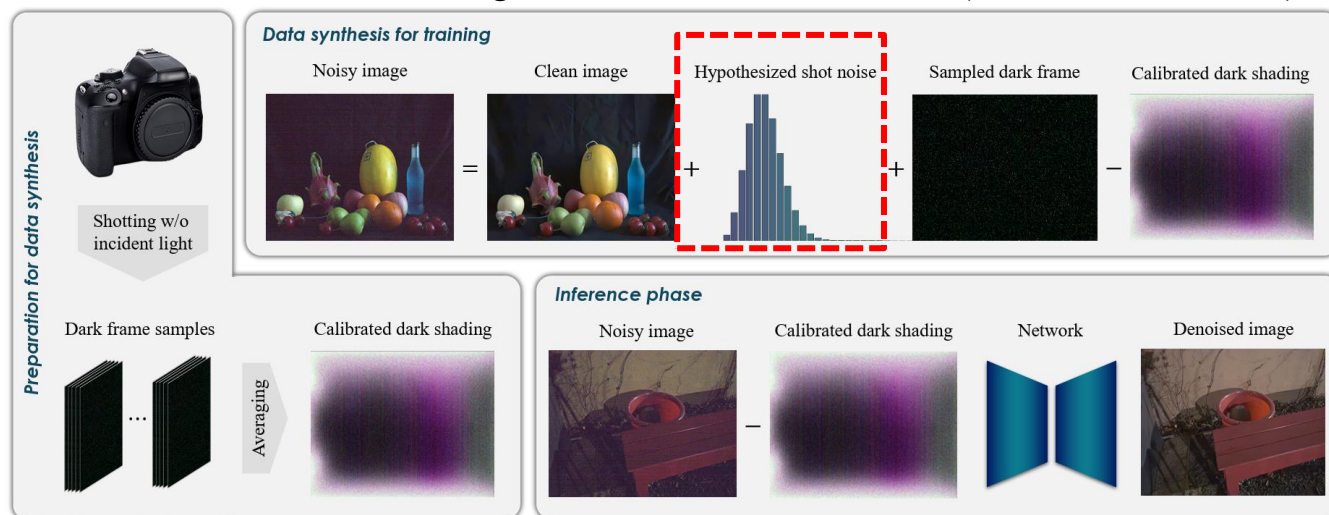
※ 위 식을 통해 평균값은 K와 독립적(노이즈 강도는 K scale)이므로 상대적 bias가 없음을 시사

- 특정 setup에서 가능한 system gain은 매우 작은 범위에 있음

- System gain $K = QE \times AG$, Quantum efficiency(QE) analog gain(AG), AG: 사용자 지정 QE: 30~70%

- 이러한 가설을 통해 AG가 주이지면 QE 가정, K를 얻은 뒤 shot-noisy image를 생성

- 직관적으로는 ideal K값을 data augmentation으로도 볼 수 있음 (color bias 방지 가능)

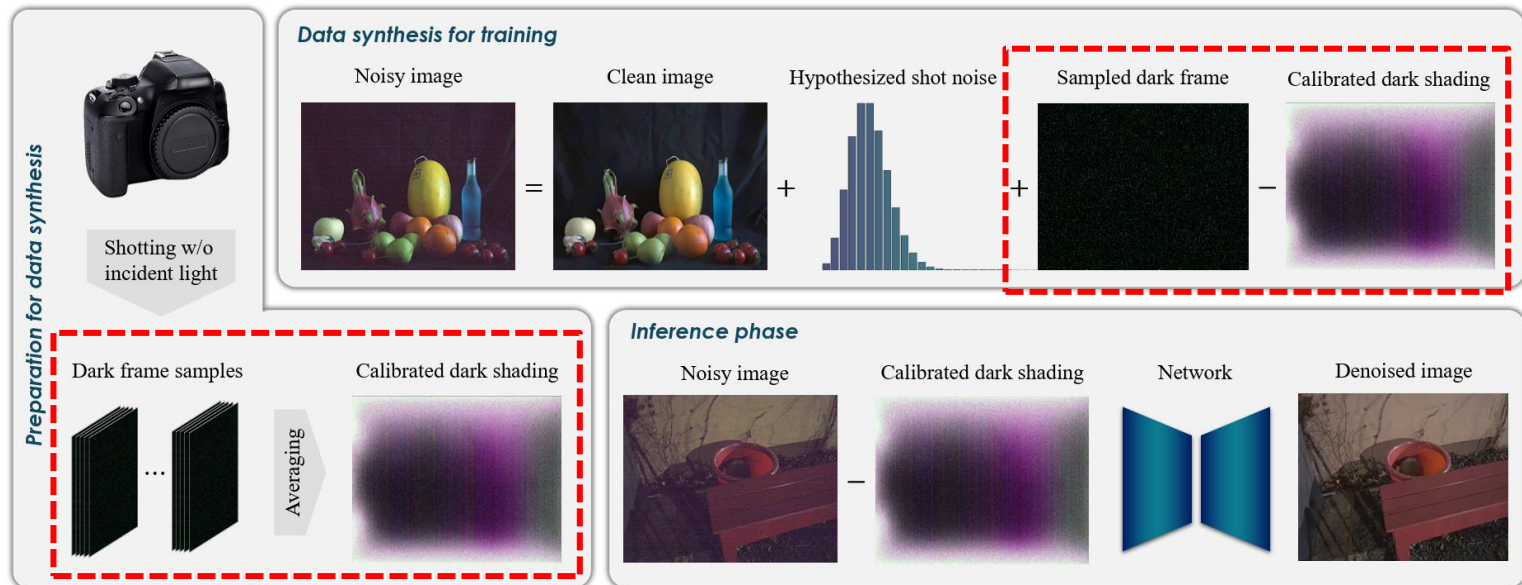


제안한 noise modeling pipeline

Method

- Sampling signal-independent noise

- 전반적인 접근 방식은 signal-independent noise의 경우 statistical model을 통해 noise profiling
 - 하지만 이러한 정확한 modeling은 implementation complexity와 bias-variance trade off 존재
- 따라서 저자들은 sensor에서 얻은 signal-independent noise sample을 직접 적용
 - $k_a N_1 + N_2$ modeling 대신에, target sensor에 dark frame을 여러 장 취득한 뒤, direct sample로 사용
- 또한 fixed patten noise(temporally consistent noise)를 제거하기 위해 dark shading correction 적용
 - 단순히 앞서 취득한 dark frame을 평균, network에 들어가기 전에 뺌



제안한 noise modeling pipeline

Experiments

- Comparison methods

- Supervised, Self-supervised, Hybrid method로 나누어서 비교 분석 (모두 같은 U-Net 사용)

- Training and test specifications

- Image와 dark frame 모두 512×512 patch로 잘라서 training, L1 loss, data augmentation 사용

- 두 camera (Sony, Nikon) ISO 값에 analog gain 값을 어떻게 encapsulate 했는지 정보 없음

- ⚡ 하지만 두 카메라의 기본 ISO가 400인 특성을 얹으로 이것을 AG=1로 설정

- ⚡ $K = ISO/100 * 0.1$ 근사 등식을 사용하고 QE는 40%라고 가정

Training setup	Method	SID				ELD		
		×100	×250	×300	Avg.	×100	×200	Avg.
Supervised	Paired PMN [4]	42.06 / 0.9548	39.60 / 0.9380	36.85 / 0.9227	39.32 / 0.9374	44.47 / 0.9676	41.97 / 0.9282	43.22 / 0.9479
		43.47 / 0.9606	41.04 / 0.9471	37.87 / 0.9344	40.59 / 0.9465	46.99 / 0.9840	44.85 / 0.9686	45.92 / 0.9763
Hybrid	LED [31] LLD [11]	41.98 / 0.9539	39.34 / 0.9317	36.67 / 0.9147	39.19 / 0.9321	45.36 / 0.9779	42.97 / 0.9577	44.17 / 0.9678
		43.36 / 0.9610	41.02 / 0.9480	37.80 / 0.9350	40.52 / 0.9471	46.74 / 0.9860	44.95 / 0.9770	45.85 / 0.9815
Self-supervised	P-G	39.44 / 0.8995	34.32 / 0.7681	30.66 / 0.6569	34.52 / 0.7666	42.05 / 0.8721	38.18 / 0.7827	40.12 / 0.8274
	ELD [10]	41.95 / 0.9530	39.44 / 0.9307	36.36 / 0.9114	39.05 / 0.9303	45.45 / 0.9754	43.43 / 0.9544	44.44 / 0.9649
	SFRN [32]	42.61 / 0.9580	40.73 / 0.9454	37.64 / 0.9309	40.14 / 0.9438	46.45 / 0.9843	44.58 / 0.9738	45.51 / 0.9790
	NoiseFlow [8]	41.08 / 0.9394	37.45 / 0.8864	33.53 / 0.8132	37.09 / 0.8750	43.21 / 0.9210	40.60 / 0.8638	41.90 / 0.8924
	StarLight [9]	40.47 / 0.9261	36.26 / 0.8575	33.00 / 0.7802	36.33 / 0.8494	43.80 / 0.9358	40.86 / 0.8837	42.33 / 0.9098
	PNNP [13]	43.63 / 0.9614	41.49 / 0.9498	38.01 / 0.9353	40.83 / 0.9479	47.31 / 0.9877	45.47 / 0.9791	46.39 / 0.9834
	Ours	43.69 / 0.9618	41.43 / 0.9486	38.06 / 0.9356	40.85 / 0.9478	47.34 / 0.9874	45.51 / 0.9794	46.43 / 0.9834

Quantitative result 비교

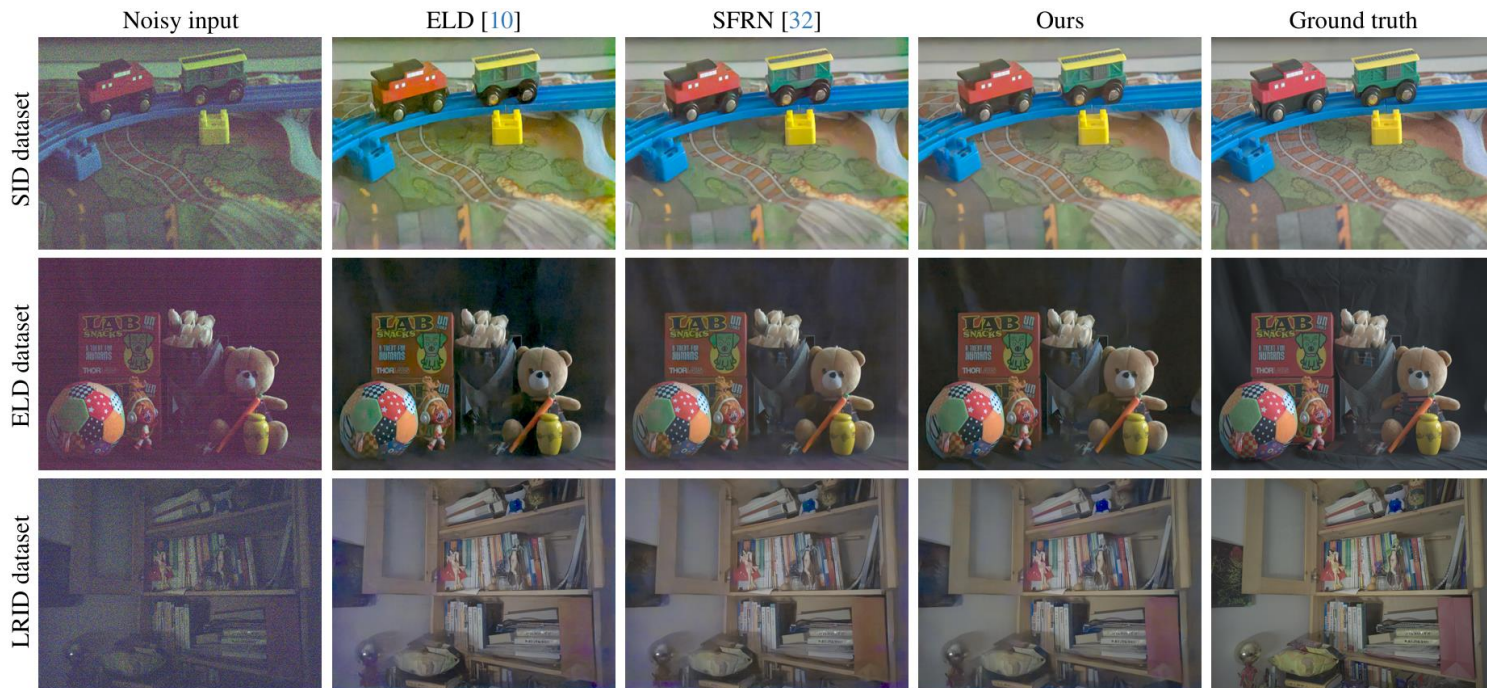
Experiments

- SID and ELD datasets

- 매우 간단한 noise synthetic pipeline으로 다른 복잡한 방식보다 뛰어난 결과
- SOTA supervised method PMN 방식보다 높는데 training할 때 imperfect pixel alignment 문제

- LRID dataset

- SOTA와 비교하여 0.5dB 높는데, sensor heating과 같은 noise는 modeling이 어려운데, 저자의 방법의 경우 직접 sensor sampling을 하여 이런 결과가 나왔다고 주장



Qualitative result 비교

References

- Li, Feiran, Haiyang Jiang, and Daisuke Iso. "Noise Modeling in One Hour: Minimizing Preparation Efforts for Self-supervised Low-Light RAW Image Denoising." *Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference*. 2025.
- Cao, Yue, et al. "Physics-guided iso-dependent sensor noise modeling for extreme low-light photography." *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2023.
- Wang, Jing, et al. "Rethinking noise modeling in extreme low-light environments." *2021 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. IEEE, 2021.
- Wei, Kaixuan, et al. "Physics-based noise modeling for extreme low-light photography." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 44.11 (2021): 8520-8537.

감사합니다.