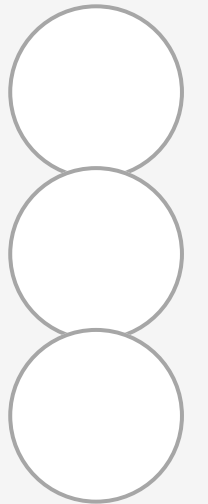


TOWARDS MARINE SNOW REMOVAL WITH FUSING FOURIER INFORMATION

Yakun Ju, Jun Xiao, Cong Zhang et al., Elsevier 2025



박정규

Deep Shark Lab 학부 연구생

Contents

1

Introduction

2

Key
Observation

3

Proposed
Method

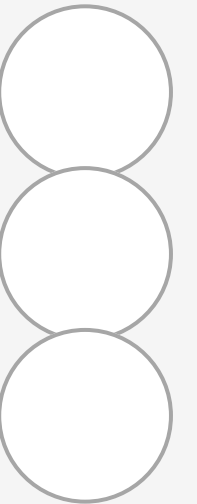
4

Experiment

5

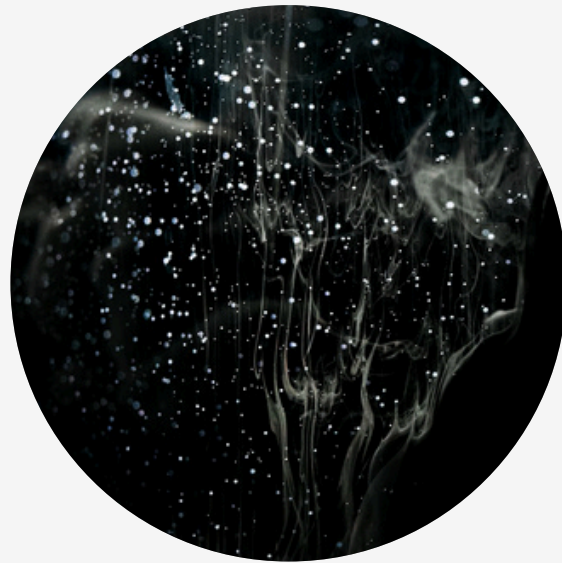
Conclusion

INTRODUCTION



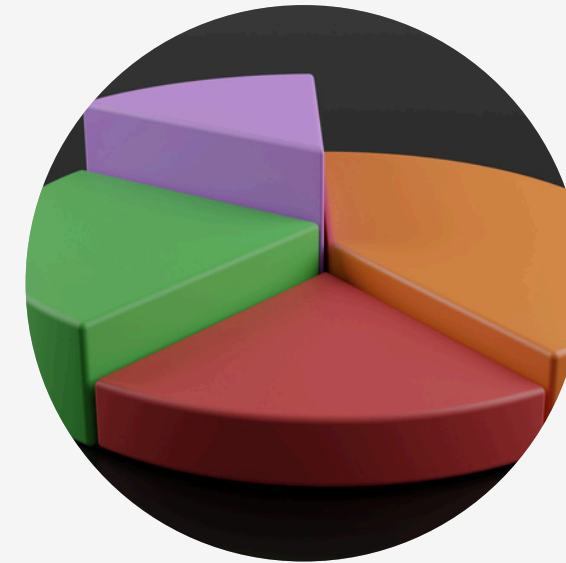
Introduction

Challenges in Marine Snow Removal



Distribution

부유물들은 분포가 불규칙하다.



Statistical Property

열화 과정은 통계적인 특징을 가지고 있지 않다.



Appearance

입자들의 크기와 밝기등 형태가 다양하다.



Detection

실제 물체로 잘못 인식될 수 있다.

Introduction

Limitations of Existing Methods

Filtering

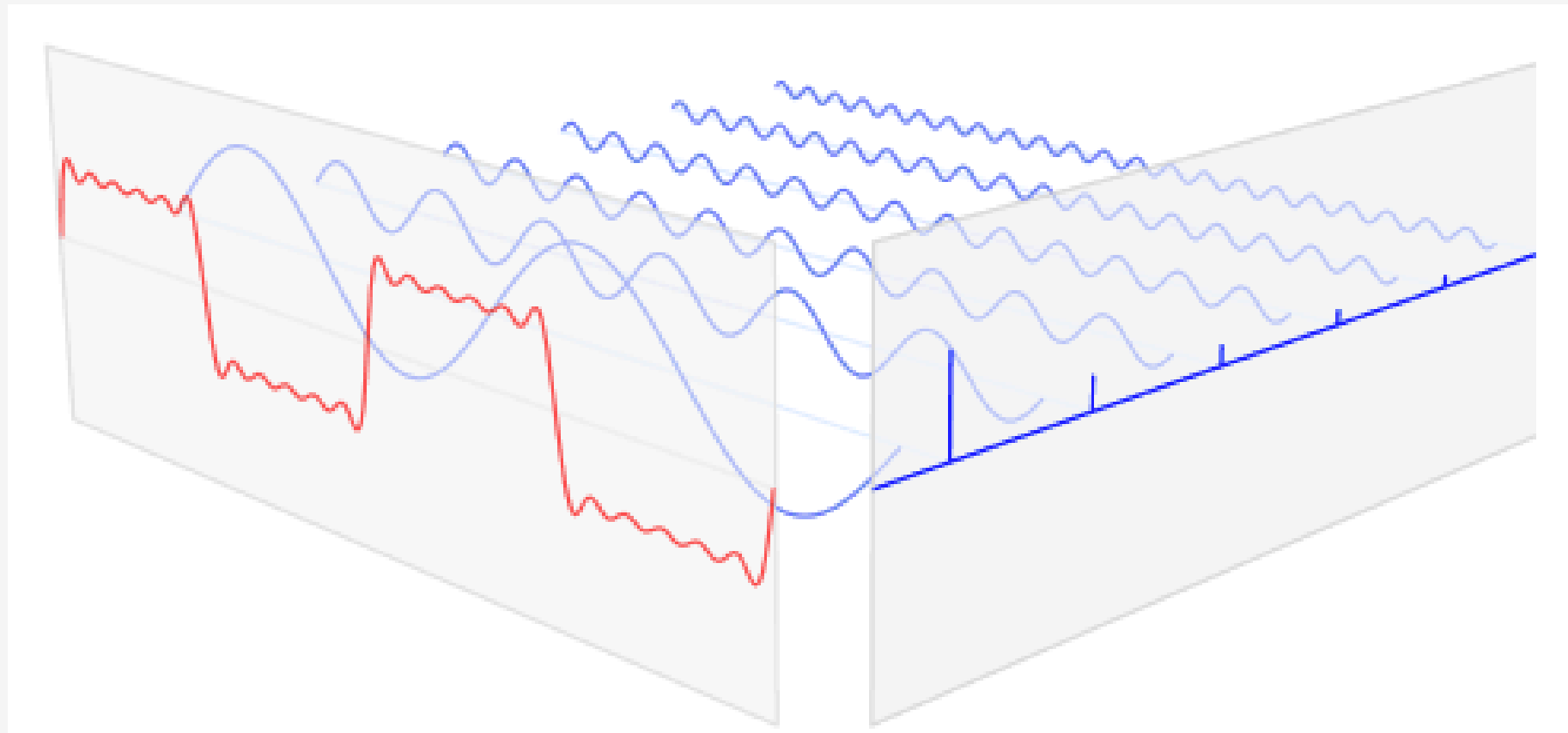
- Kernel Size에 크게 의존
- Large Kernel을 사용할 경우 Blurring 현상이 심해짐
- Small Kernel을 사용할 경우 큰 부유물을 지우는데 한계

Deep Learning

- 대부분 Spatial Domain에만 의존
- Blurring 문제 존재
- 실제 객체와 Marine Snow를 구별하기 어려움
- Marine Snow의 Frequency Characteristics를 활용하지 않음

Introduction

Fourier Transform

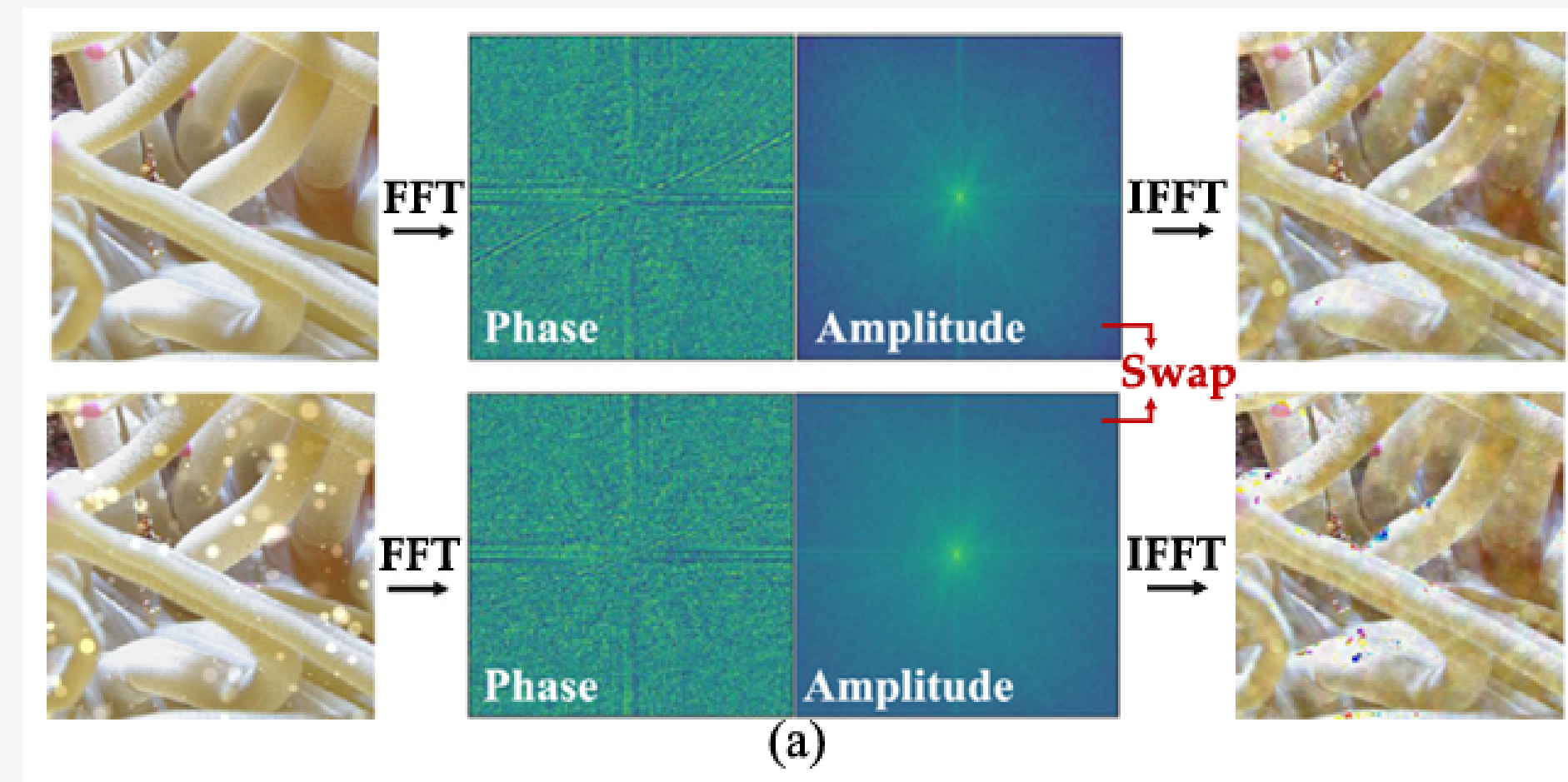


Fourier Transform

- 파동을 여러 영역의 주파수로 분할 시키는 수학적 방법
- 이미지를 Spatial Context로만 이용하지 않고 Frequency Characteristics를 이용하도록 적용

Introduction

FFT Experiment



FFT

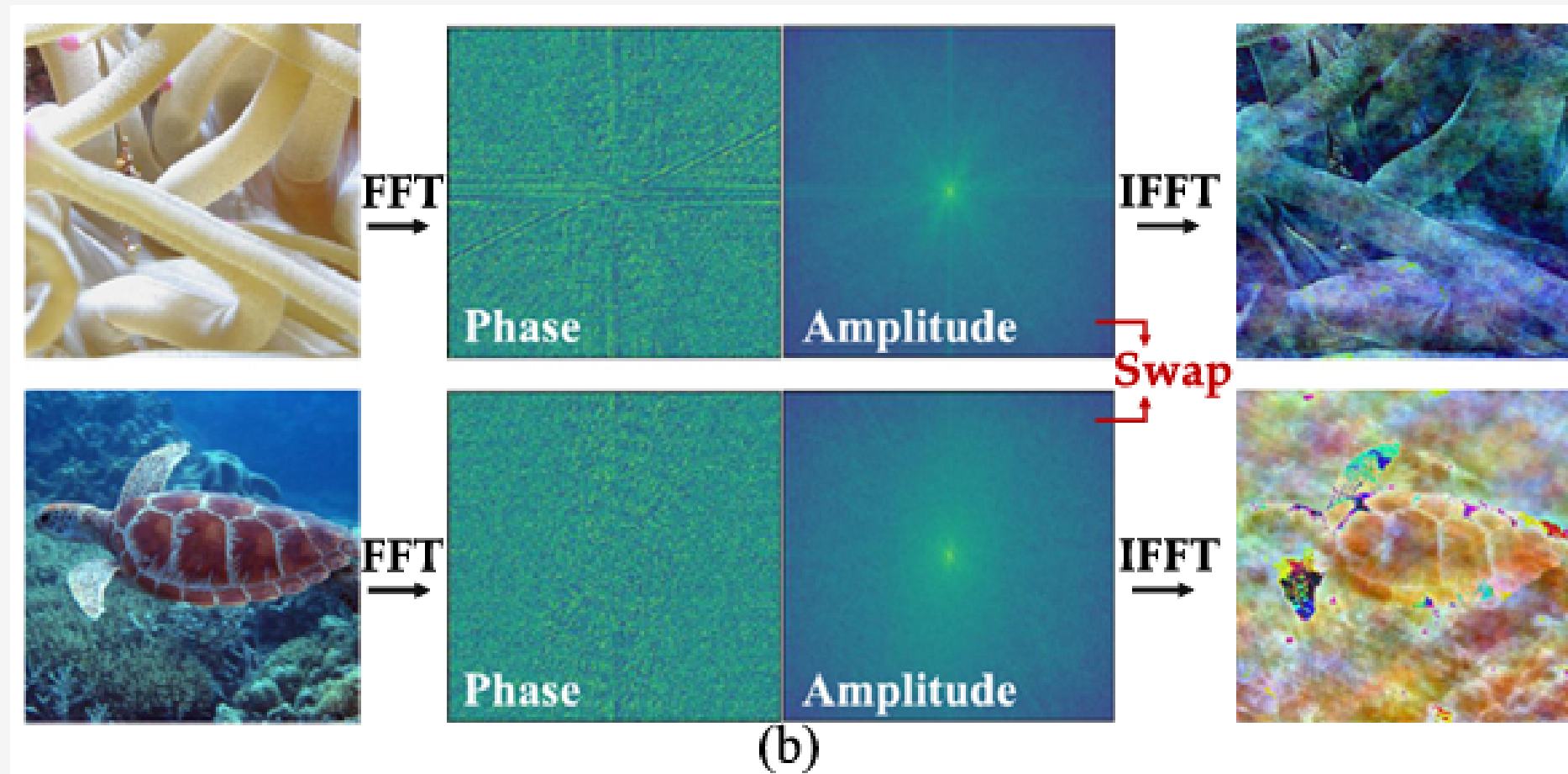
- Fast Fourier Transform (고속 푸리에 변환)
- FFT를 사용하면 이미지를 Spatial Domain에서 Fourier Domain으로 변환하여 Amplitude와 Phase 성분으로 나누어 확인할 수 있다.

Phase & Amplitude

- Phase에 이미지의 구조적 성분과 공간적 관계 정보가 있다.
- Amplitude에 이미지의 노이즈 특성과 관련된 정보가 있다.

Introduction

FFT Experiment



Amplitude Experiment

- Amplitude가 노이즈에 관련이 있는지 확인하는 실험
- 서로 다른 이미지의 Amplitude를 변경했을 때 구조는 변경되지 않고, 색상만 변경되는 것을 확인
- 이를통해 구조적 특징은 Phase가 가지고 있고, 색상, 조도, 노이즈와 관련된 성분은 Amplitude와 밀접한 관계가 있다고 판단
- 해당 논문은 이를 출발점으로 Phase 성분은 최대한 건들지 않고, Amplitude만 복원하여 Marine Snow를 제거할 수 있는 연구 진행

Introduction

Research Object

Marine Snow Removal

Fourier Domain에서 Marine
Snow Degration 특성을 활용하
여 Marine Snow 를 제거

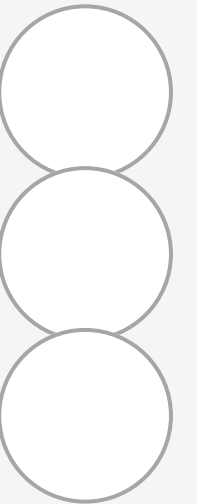
Structure Preservation

객체 구조에 영향을 최소화 하면서
Particle Artifact를 제거

Detail Restoration

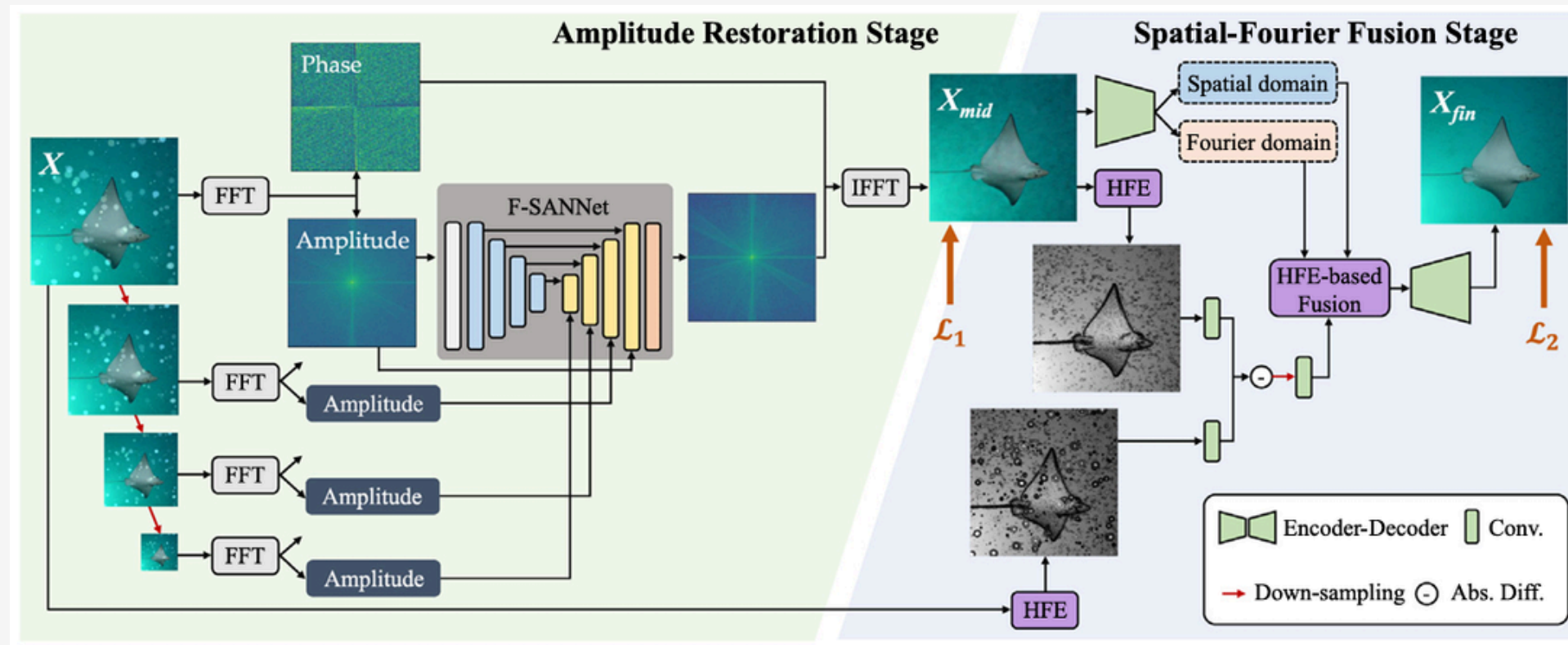
Spatial Local Information과
Fourier global Information을
결합하여 세부정보를 복원

PROPOSED METHODS



Proposed Methods

Overall Architecture of DF-MSRN

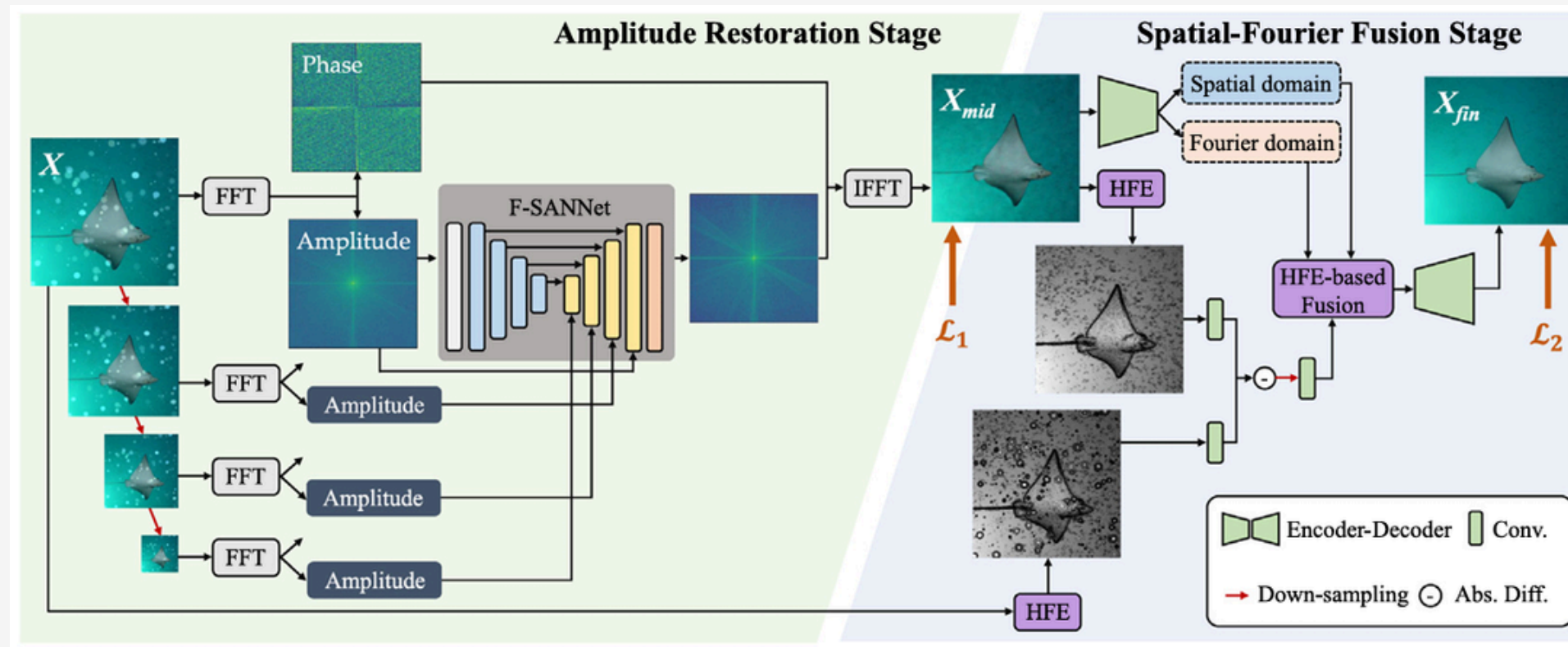


DF-MSRN

- 두개의 Stage로 나누어 Marine Snow를 제거하는 모델
- 첫번째 Stage에서 전반적인 Marine Snow를 제거
- 두번째 Stage에서 남은 Marine Snow 성분을 제거하고 Spatial 정보를 이용하여 최종 복원된 이미지 생성

Proposed Methods

Overall Architecture of DF-MSRN



Amplitude Restoration

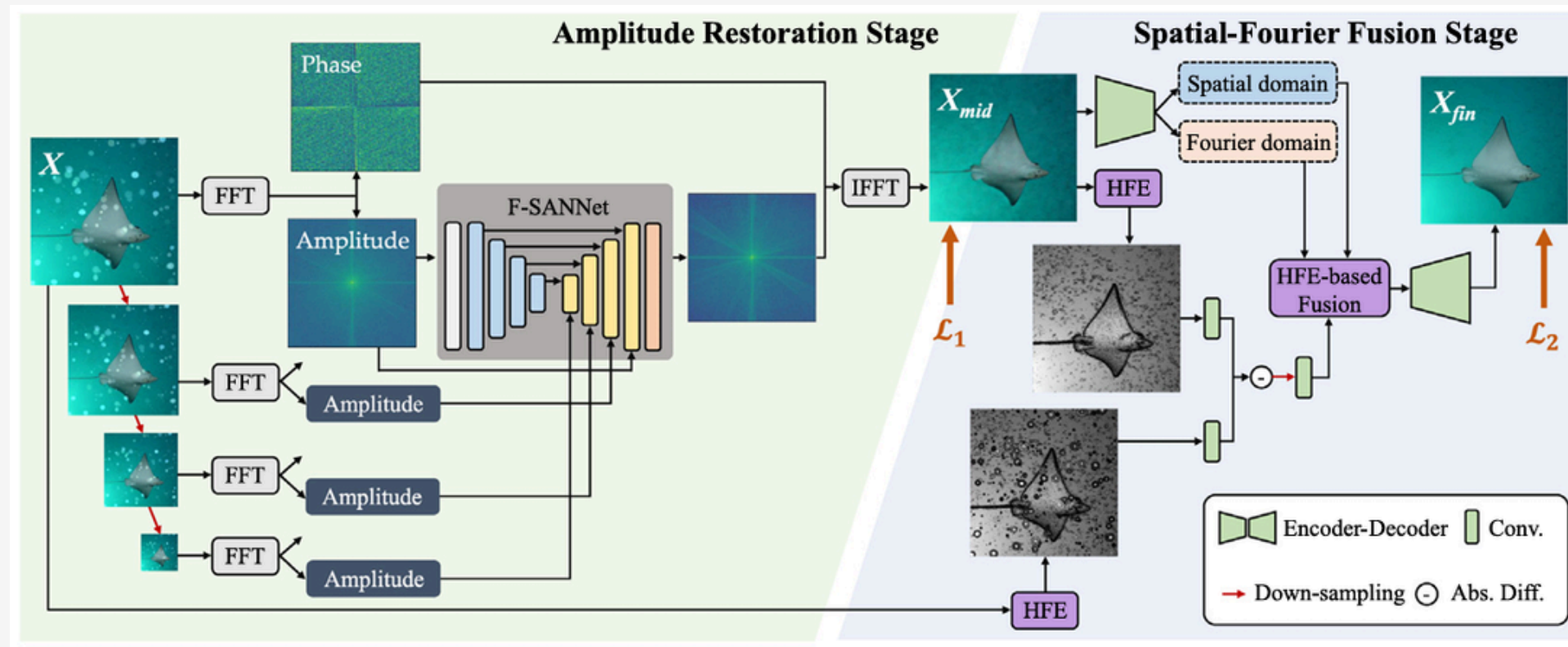
- Fourier 변환된 Amplitude 성분을 이용하여 Marine Snow 성분이 제거된 Amplitude 를 생성
- 생성된 Amplitude 성분과 Natural Phase 성분을 합하여 중간 복원된 X_{mid} 생성

Spatial-Fourier Fusion

- X_{mid} 를 convolution 기반으로 local detail 을 추출
- FFT를 이용하여 global Frequency Information 추출
- HFE기반의 adaptive fusion으로 두 정보를 결합해 최종 복원 이미지 생성

Proposed Methods

Amplitude Restoration Stage

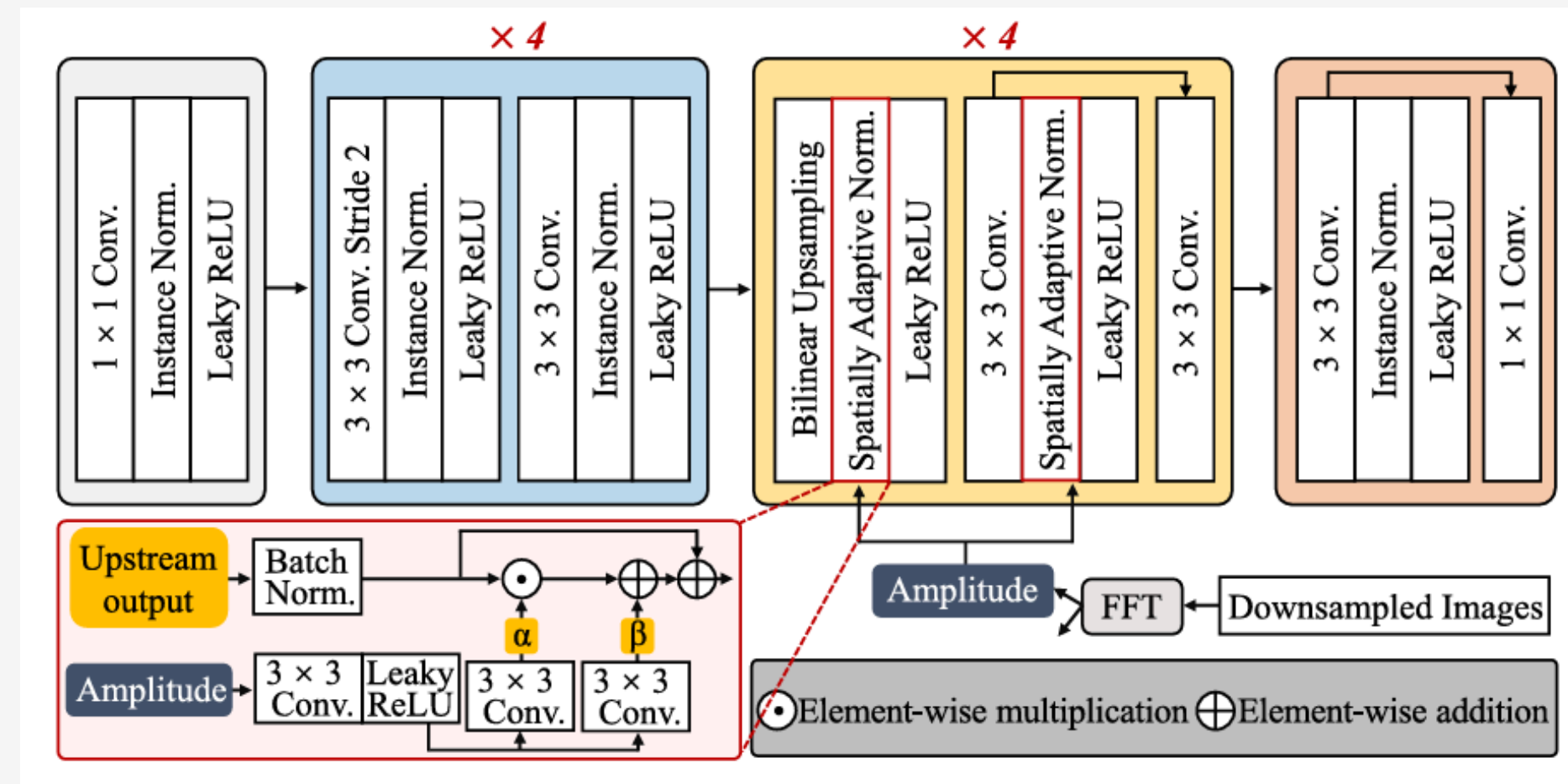


Amplitude Restoration

- 원본 이미지 X 를 FFT를 거쳐 Phase와 Amplitude로 변환
- Amplitude를 F-SANNet에 입력
- F-SANNet의 Decoder는 Encoder의 Skip Connection 정보와 원본 DownSampling의 Amplitude 정보를 동시에 이용하여 학습
- F-SANNet의 Output과 원본 Phase를 IFFT 블록을 통과해 중간 복원된 X_{mid} 추출

Proposed Methods

F-SANNet



$$y = \alpha \hat{x} + \beta$$

F-SANNet

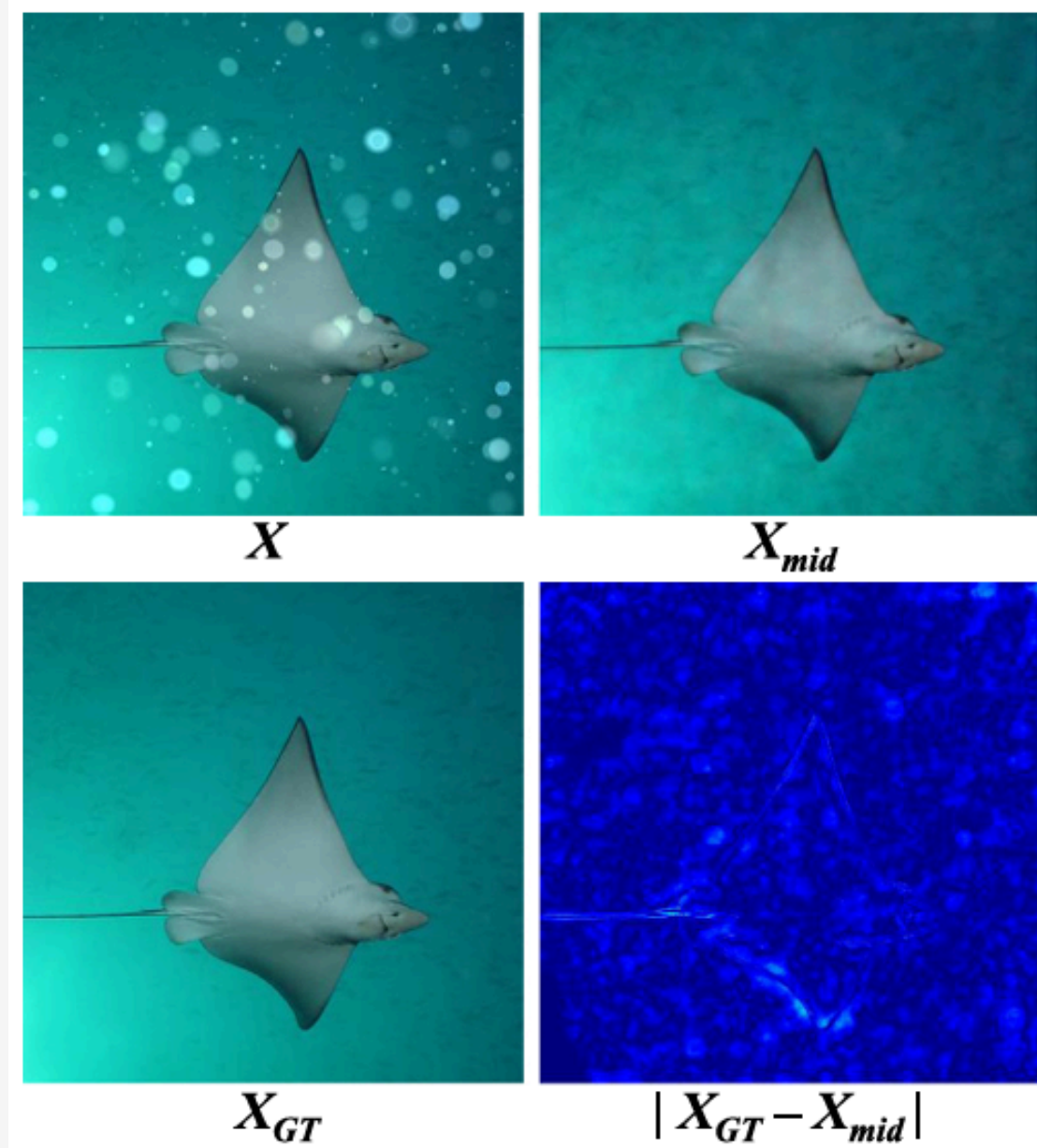
- Encoder를 지나며 입력 Amplitude의 중요한 정보가 의도치 않게 손실 될 수 있어 이를 방지하기 위해 제안
- Decoder가 복원할 때 원본 Amplitude 정보를 계속 참고하는것이 특징

SAN

- Encoder를 지나며 입력 Amplitude의 중요한 정보가 의도치 않게 손실 될 수 있어 이를 방지하기 위해 제안
- 일반 배치정규화와 다르게, Amplitude를 보고 알파, 베타를 직접 조절하여 사용하는것이 특징
- Decoder가 복원하는 Feature를 원본 amplitude 정보에 맞춰 조절 가능

Proposed Methods

Why Spatial Fourier Fusion Stage?

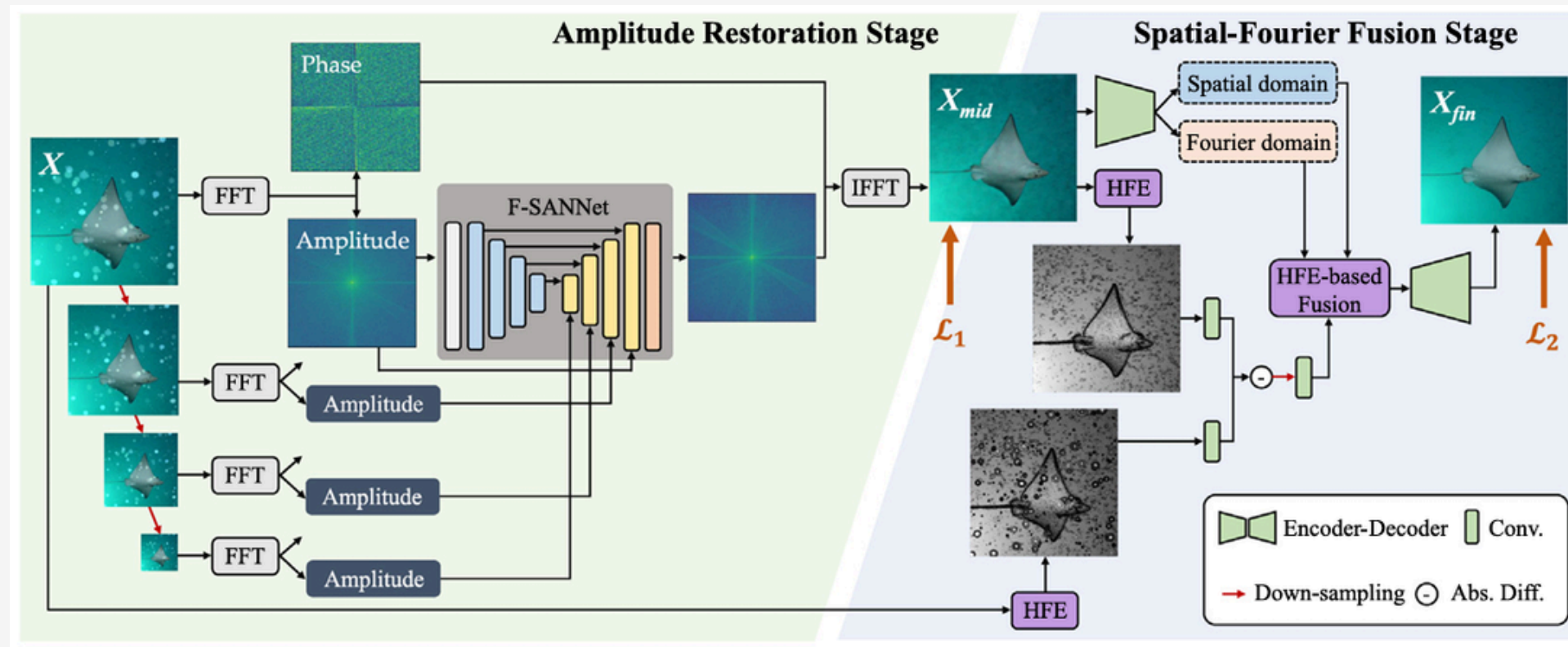


Why Use Second Stage?

- 첫번째 Stage에서 충분히 복원이 된 것 같지만, 실제로 픽셀 값 차이는 많이 존재
- 궁극적인 목표는 GroundTruth와의 차이를 줄여야 하기 때문에 두번째 Stage를 사용

Proposed Methods

Spatial Fourier Fusion Stage

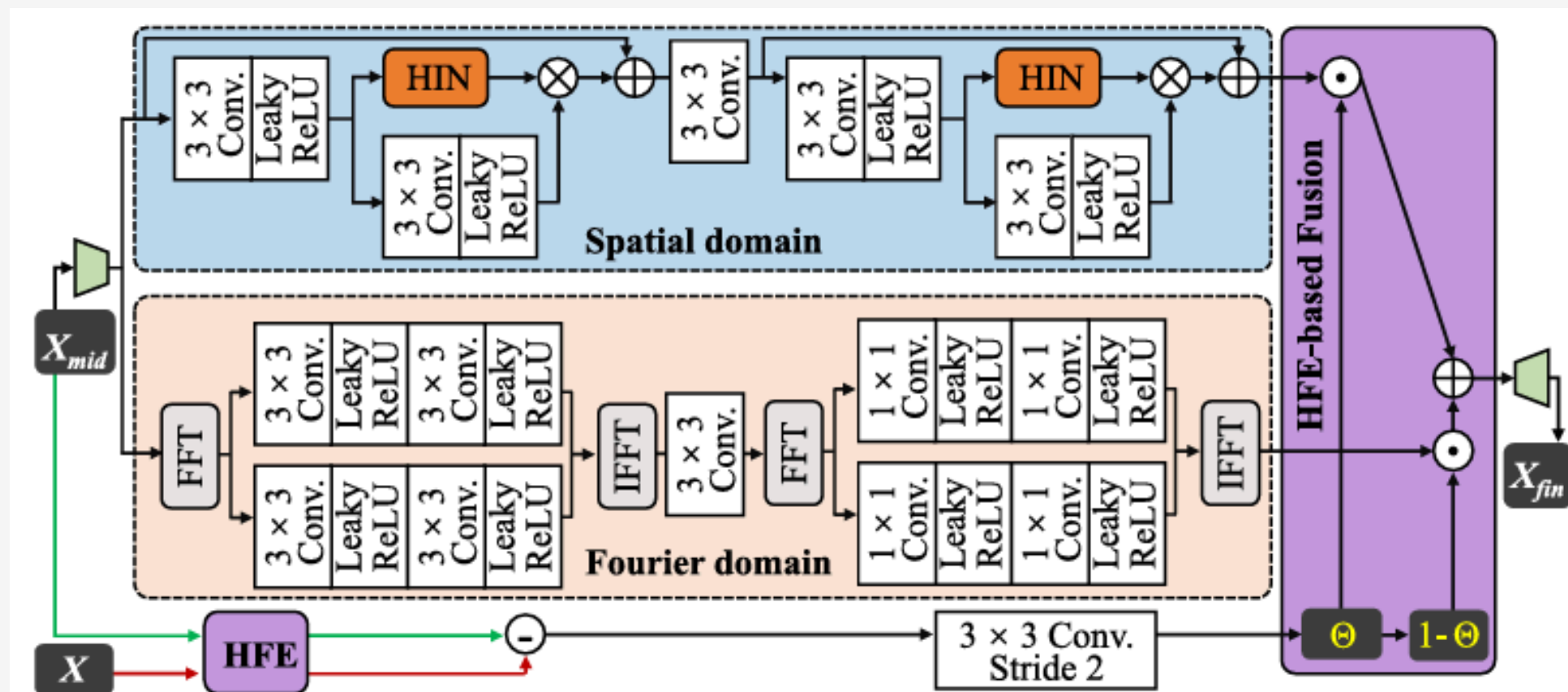


Spatial Fourier Fusion

- Spatial Domain Module을 이용해 Local Information을 추출
- Fourier Domain Module을 이용해 Frequency domain Feature 추출
- 두 Feature를 Attention 진행 후 Decoder를 통과해 최종 이미지 X_{fin} 생성

Proposed Methods

Spatial Fourier Fusion Stage

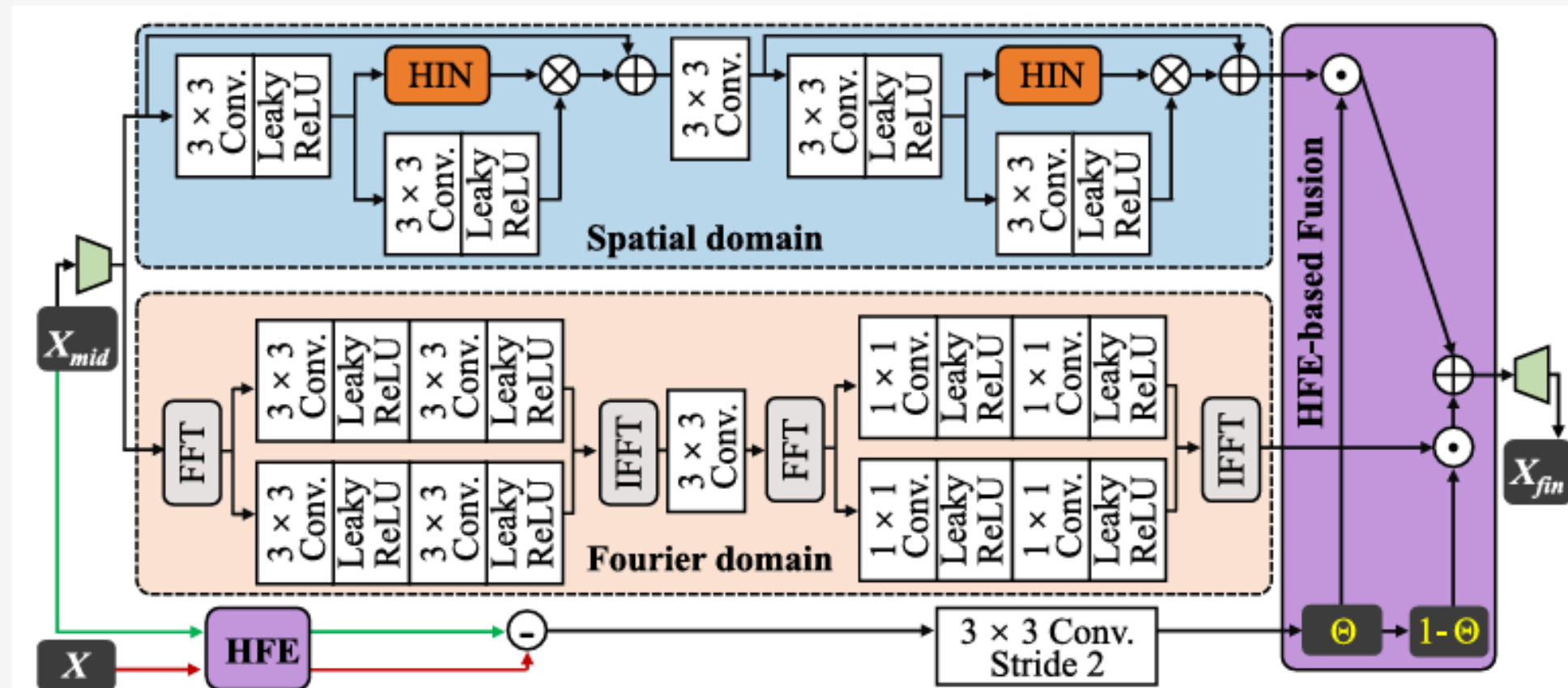


SDM

- Encoder에서 C개의 spatial Feature이 만들어지면 2개의 branch로 parallel하게 입력
- HIN(Half Instance Normalization)블록 에서 입력된 채널을 절반으로 나누어 Instance Norm을 진행
- 두번째 branch에서는 Norm 없이 local spatial Feature을 직접 학습
- 이후 두 branch의 결과를 결합하여 Residual addition 수행
- HIN 에서 Normalization된 절반은 정규화의 효과를 얻고, 적용하지 않은 절반을 통해 context 정보를 보존

Proposed Methods

Spatial Fourier Fusion Stage

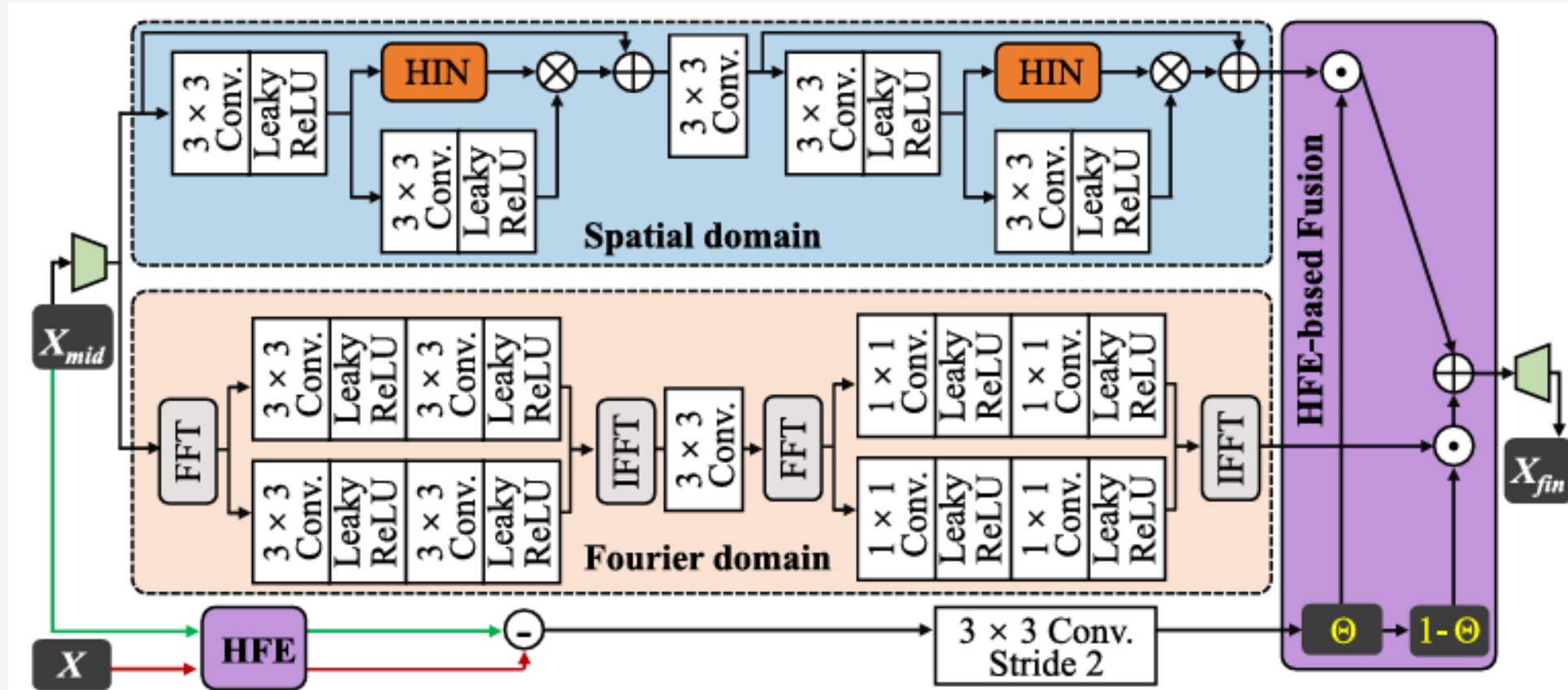


FDM

- Encoder에서 C개의 spatial Feature이 만들어지면 FFT 블록을 통과해서 Phase와 Amplitude를 각각 다른 branch에 입력
- 각각 Conv와 LeakyReLU를 적용해서 이미지 복원에 필요한 Frequency Feature 학습

Proposed Methods

Spatial Fourier Fusion Stage



$$\text{HFE}(X) = \text{blur}(X) ./ |\text{blur}(X) - X|$$

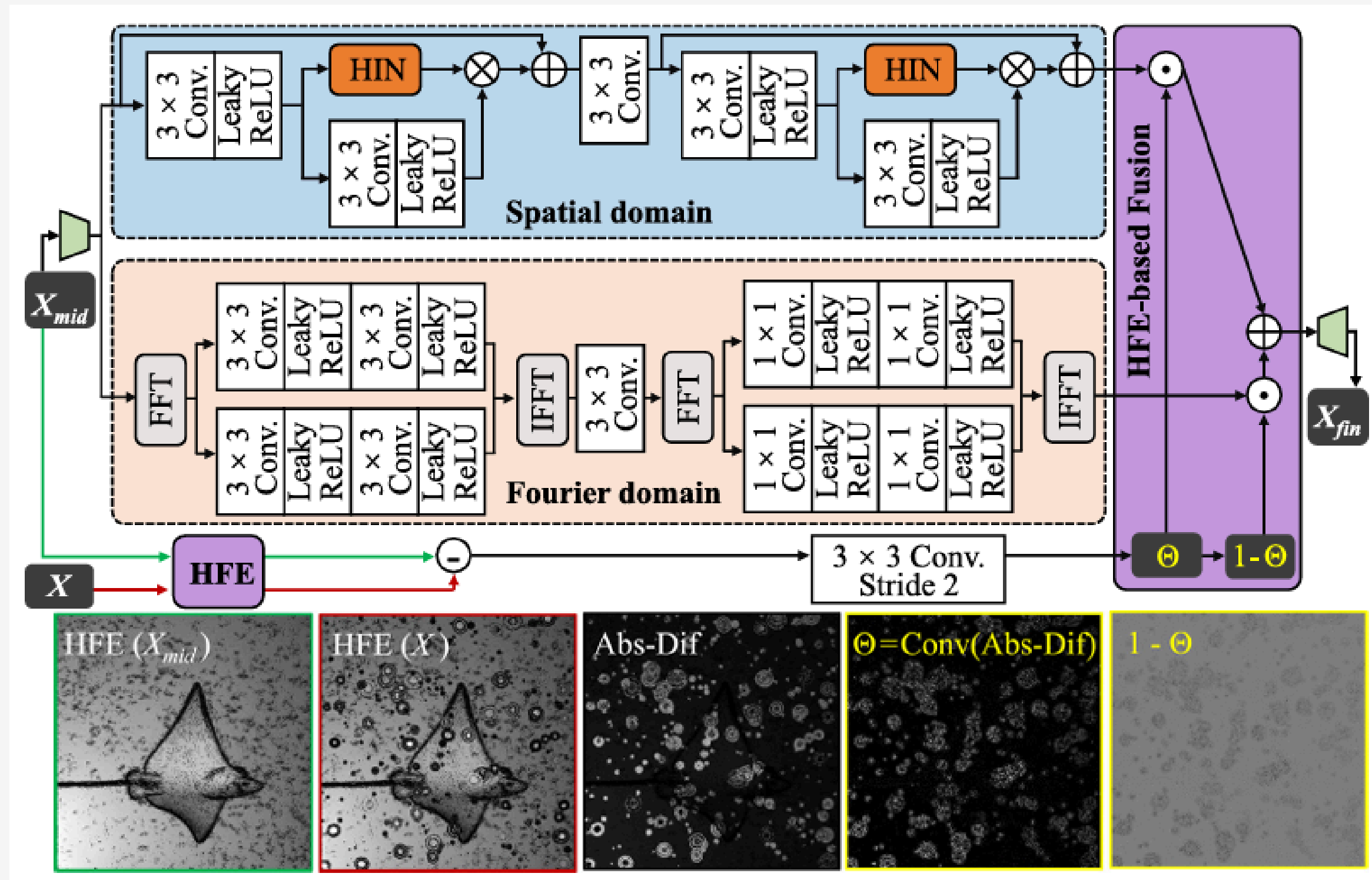
$$\Theta = \text{conv}(|\text{HFE}(X_{mid}) - \text{HFE}(X)|)$$

HFE

- 입력 이미지를 5 X 5 Gaussian Blur를 적용한 후 입력 이미지와 블러 이미지의 차이를 계산 하여 고주파 영역 Feature Map 생성
- 원본이미지 X 와 중간 복원된 이미지 X_{mid} 를 각각 HFE 연산을 하고, 둘의 고주파 영역 Residual Map을 출력
- 이후 Conv 연산을 진행해 가중치 Θ 를 계산
- 세타를 이용하여 SDM과 FDM의 출력중 어떤 출력에 더 attention할지 계산하여 Decoder에 입력

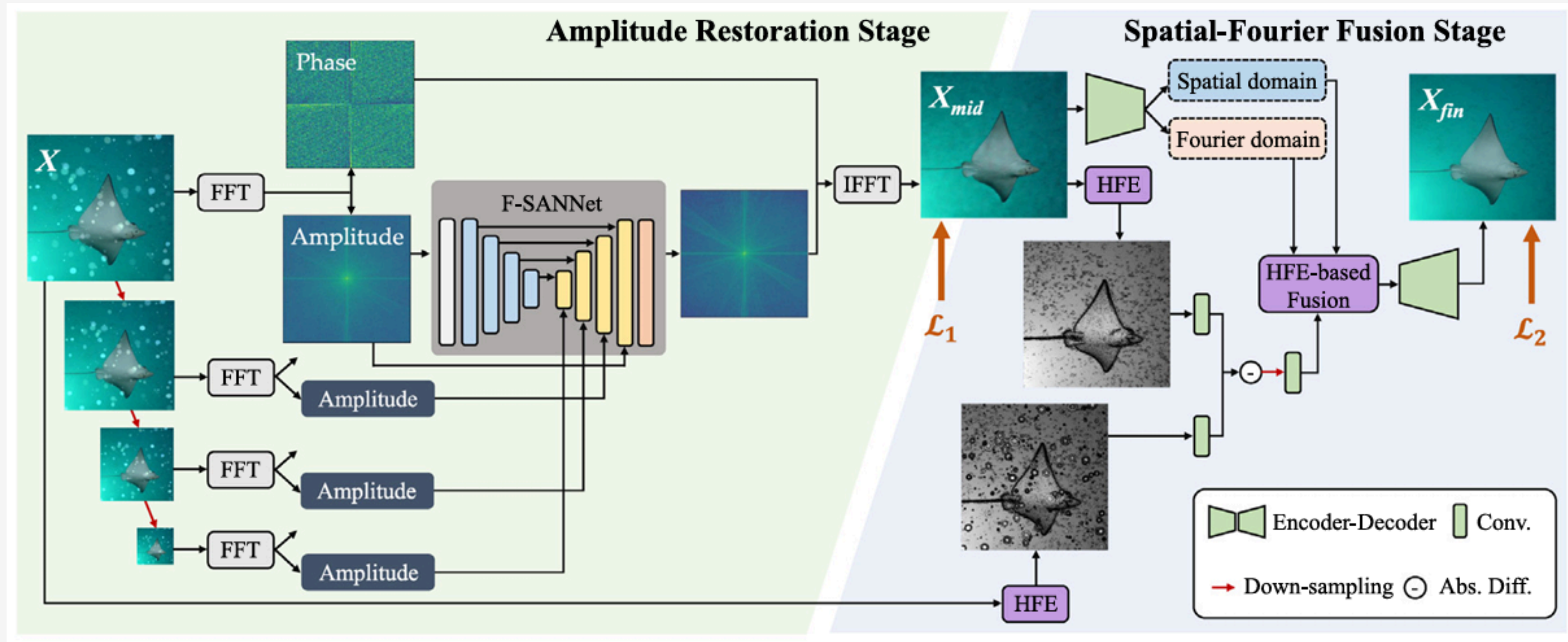
Proposed Methods

Spatial Fourier Fusion Stage



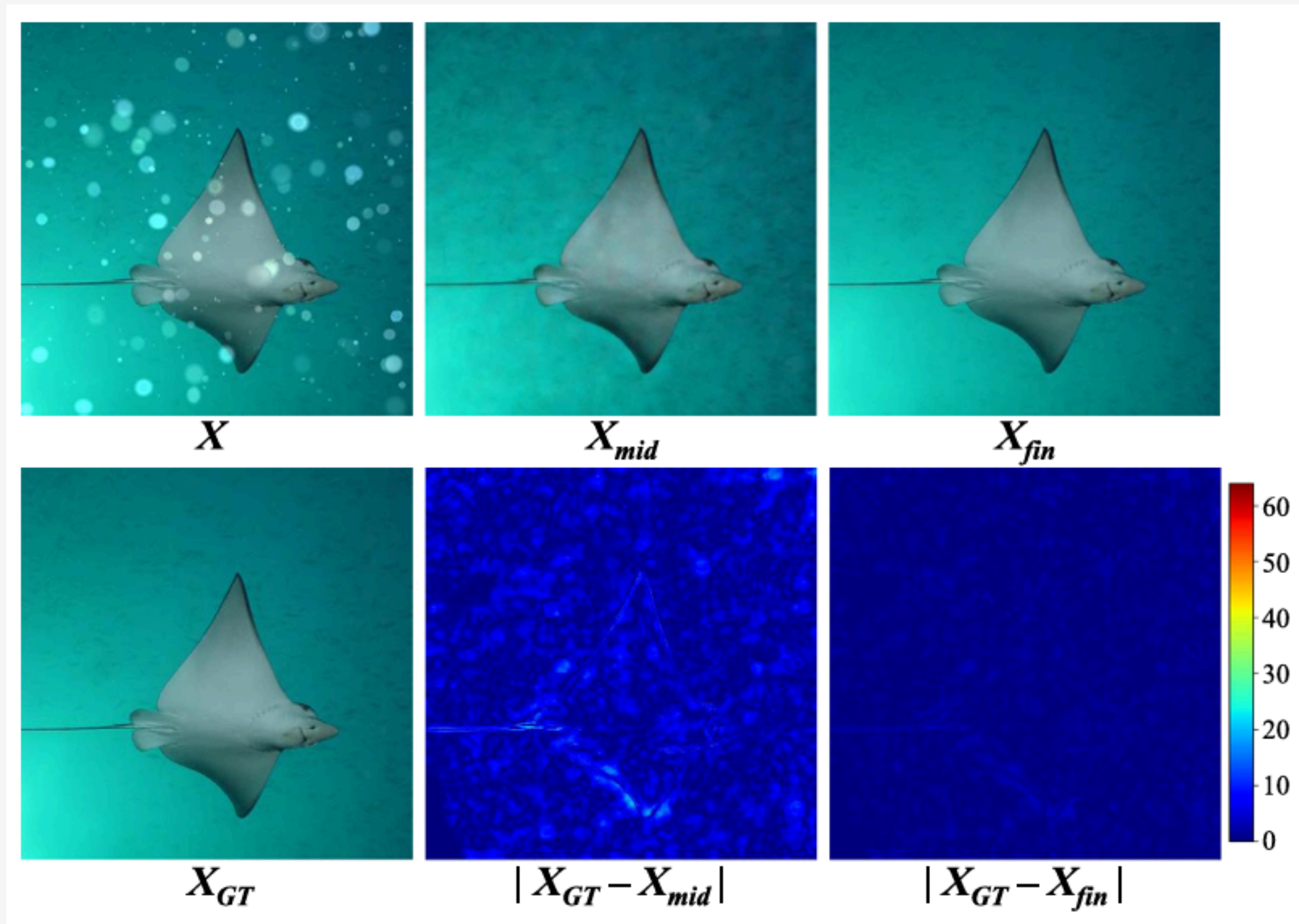
Proposed Methods

DF-MSRN Summary



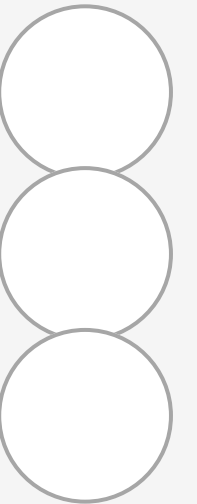
Proposed Methods

Final Output Comparison



픽셀 오차 크기

EXPERIMENT



Experiment

Loss Function 1

$$\mathcal{L}_1 = \|X_{GT} - X_{mid}\|_2 + \|\mathcal{A}(\mathcal{F}(X_{GT})) - \mathcal{A}(\mathcal{F}(X_{mid}))\|_2$$

Stage 1 Loss

- Ground Truth 이미지와 중간 복원된 이미지의 MSE 계산
- Groud Truth 이미지와 중간 복원된 이미지의 Amplitude MSE 계산

Experiment

Loss Function 2

$$\mathcal{L}_2 = \|X_{GT} - X_{fin}\|_2 + \delta \|VGG(X_{GT}) - VGG(X_{fin})\|_2$$

Stage 2 Loss

- Ground Truth 이미지와 최종 복원된 이미지의 MSE 계산
- Ground Truth 이미지와 중간 복원된 이미지의 VGG-19의 Output MSE 계산
- $\delta = 0.1$ 으로 설정하여 Reconstruction Loss를 중점적으로 학습하도록 함

VGG-19

- 이미지의 Feature를 추출하는 CNN 모델
- 시각적으로 얼마나 비슷한지 평가하는 Feature Extractor로 사용
- 사전 학습된 VGG-19 모델 사용

Experiment

Loss Function

$$\mathcal{L} = \phi \mathcal{L}_1 + (1 - \phi) \mathcal{L}_2$$

Loss Function

- 실험을 통해 $\phi = 0.15$ 가 가장 효과적임을 확인
- Stage 2의 Spatial-Fourier Fusion 결과가 복원에 더 중요

Experiment

Dataset

MSRB

384 X 384 Size의 Paired Image
2700장으로 Dataset 제작

Marine Snow Model

2700개의 GroundTruth 이미지를
두가지 Task로 나누어서
Marine Snow 생성

- Small-Size 2700장
- Various-Size 2700장

Dataset

Train Dataset : 4600 paired Image

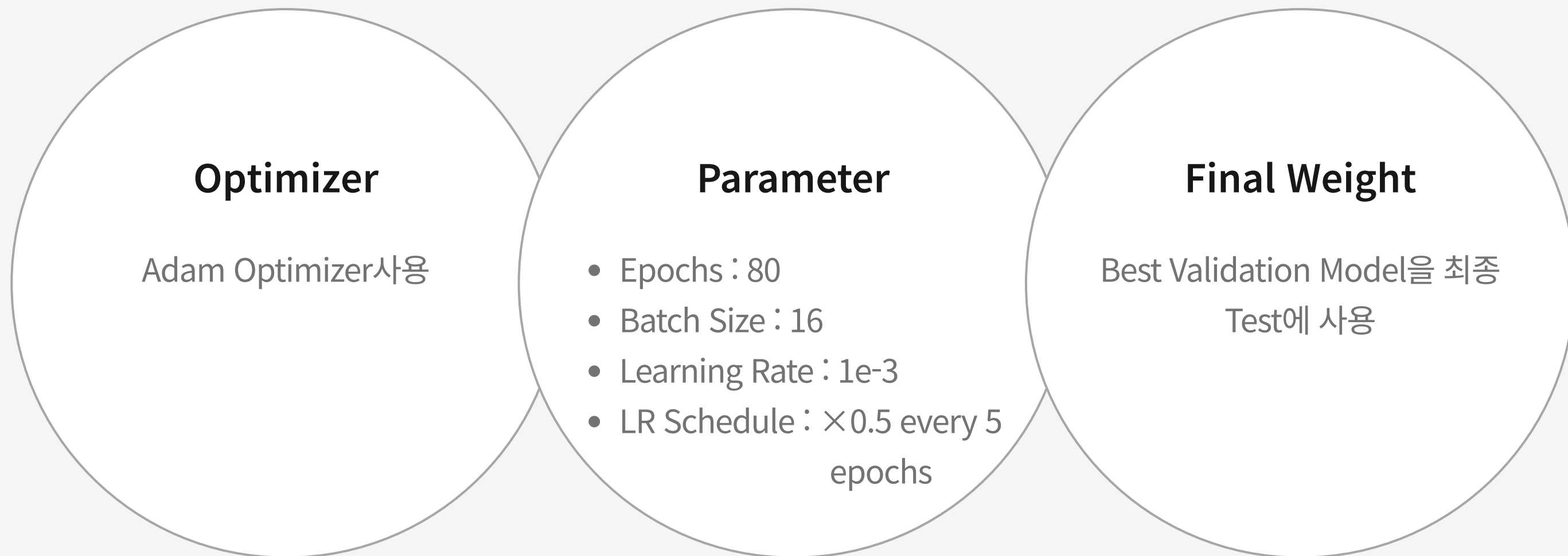
Test Dataset : 800 Paired Image

학습시에 랜덤하게 128 X 128로 crop
하여 Input으로 사용

Experiment

Parameter Setting

Implementation Detail



Experiment

Ablation Experiments

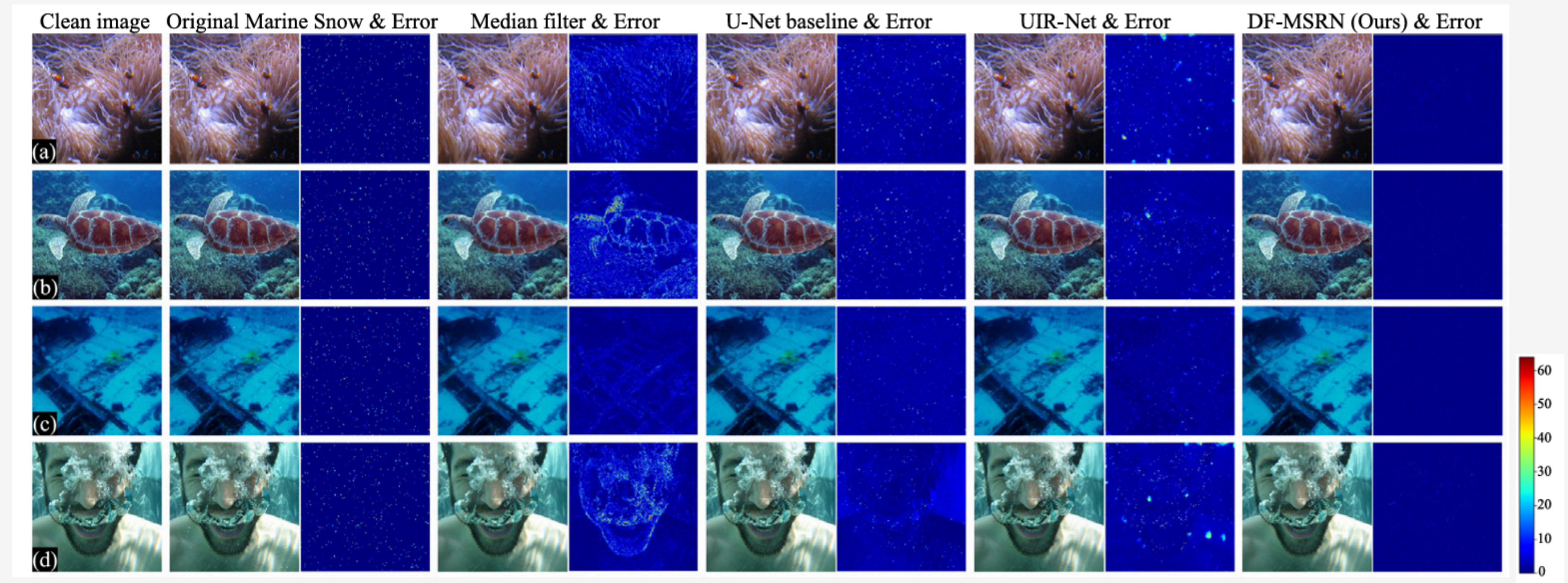
ID	Variants	Small-sized		Various-sized	
		PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
0	Full method	41.18	0.984	35.39	0.966
1	w/o Stage 1	39.44	0.975	33.36	0.959
2	w/o SAN	40.98	0.983	35.25	0.962
3	w $\mathcal{P}$	41.14	0.984	35.31	0.965
4	w $\mathcal{P}$ + w/o $\mathcal{A}$	39.29	0.972	33.33	0.958
5	w/o Stage 2	37.03	0.969	30.70	0.948
6	w/o HIN	40.92	0.983	35.38	0.966
7	w/o HFE-based fusion	40.50	0.978	34.65	0.955
8	w/o HFE(X)	40.67	0.976	34.79	0.953
9	HFE(X)(3×3)	41.05	0.983	35.10	0.963
10	HFE(X)(7×7)	41.12	0.984	35.33	0.965

Experiment ID

- 0 : DS-MSRN
- 1 : Stage 1 제거
- 2 : SAN Block 제거
- 3 : Phase에도 F-SANNet 적용
- 4 : 3 구조 유지, amplitude 복원 제거
- 5: Stage 2 전체 제거
- 6 : Stage 2의 SD Module 에서 HIN Block 제거
- 7 : Stage 2의 adaptive fusion 제거
- 8 : 원본이미지의 HFE 제거
- 9 : HFE 커널 사이즈를 3 X 3으로 설정
- 10 : HFE 커널 사이즈를 7 X 7으로 설정

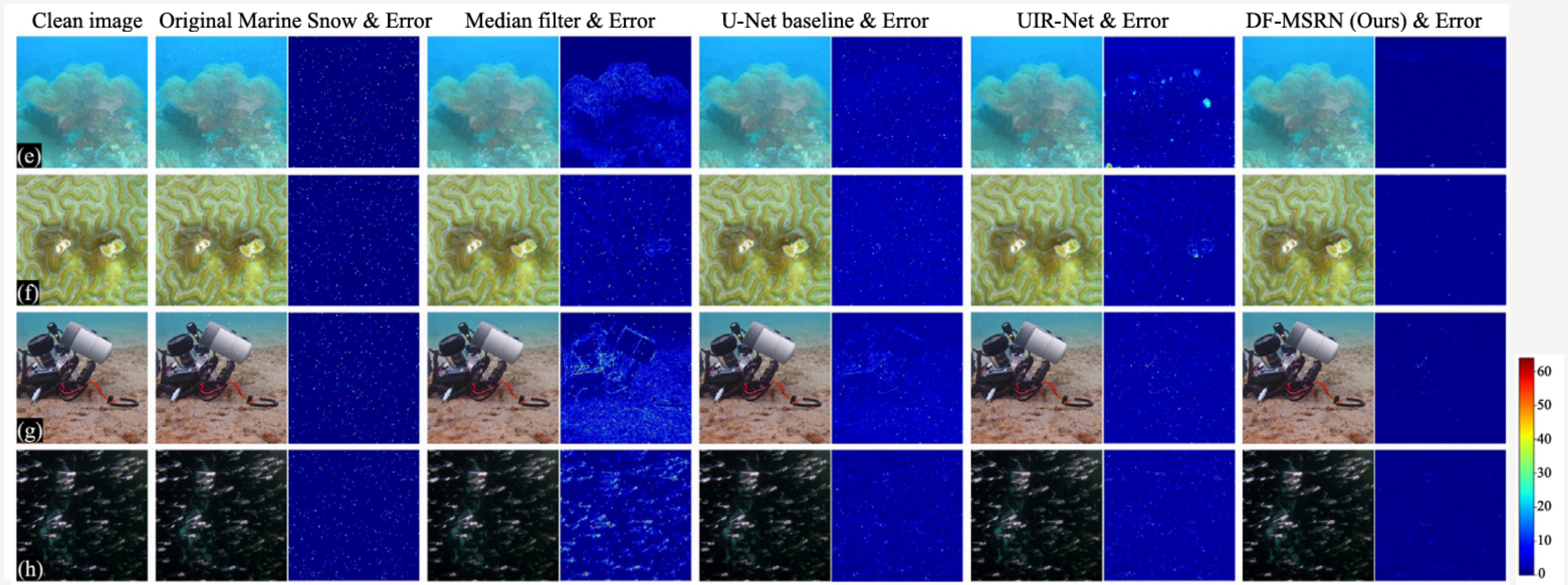
Experiment

Small Size Benchmark Comparison



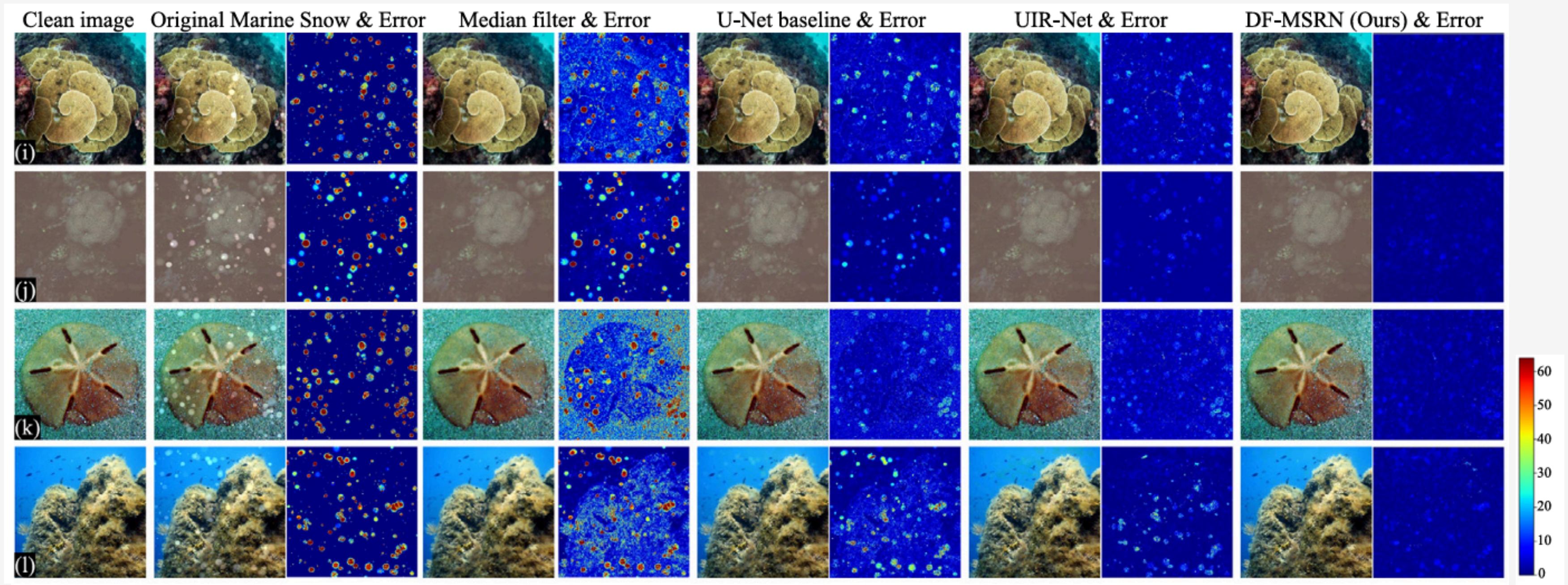
Experiment

Small Size Benchmark Comparison



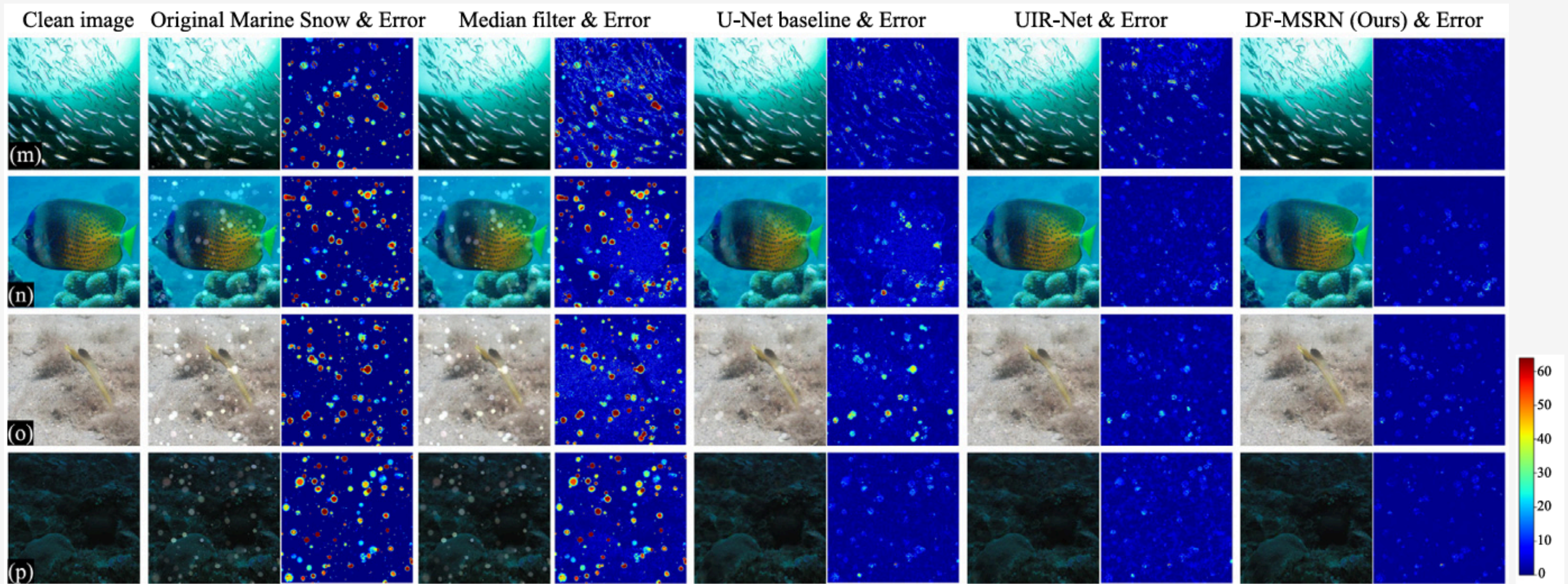
Experiment

Various Size Benchmark Comparison



Experiment

Various Size Benchmark Comparison



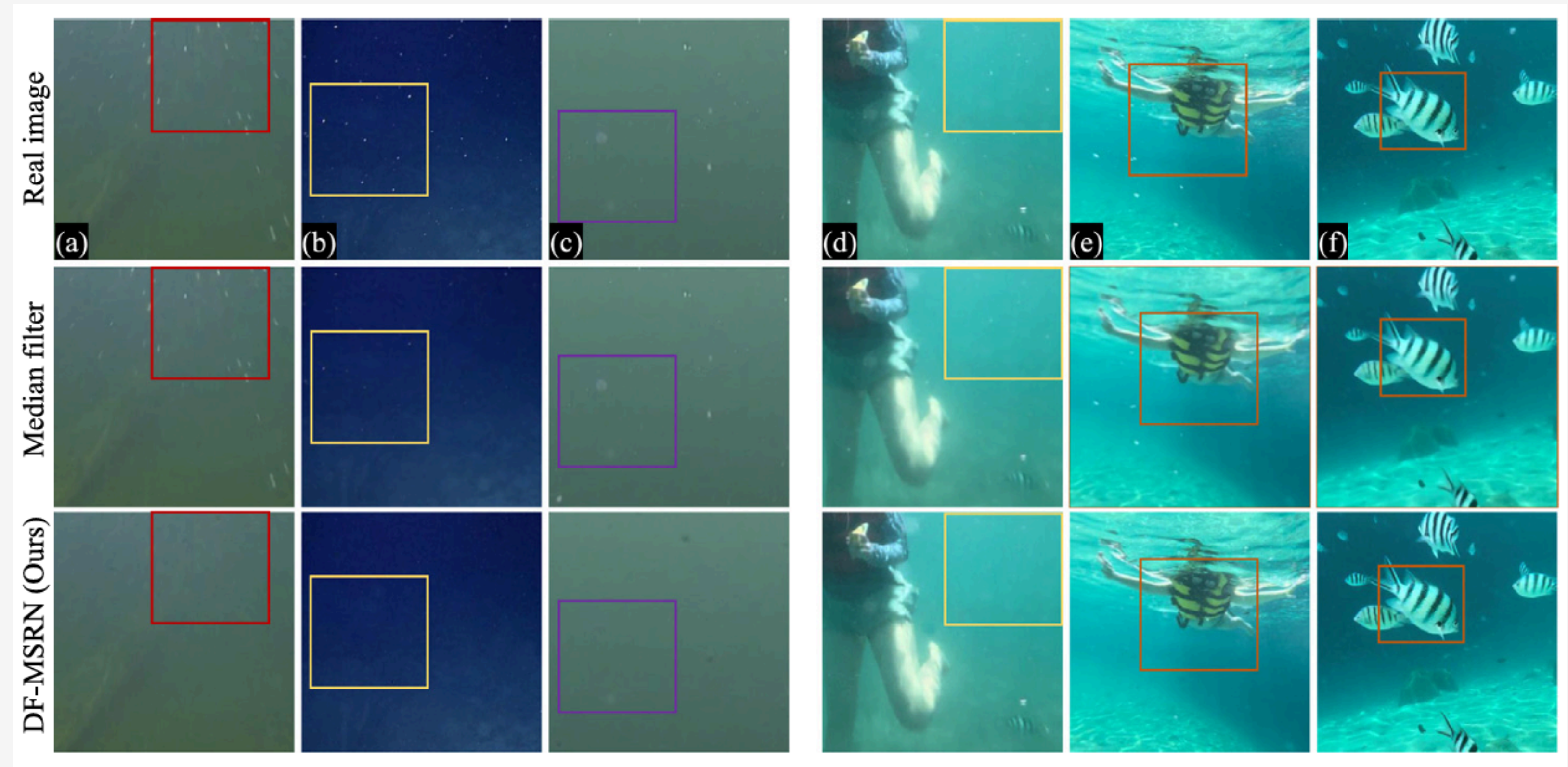
Experiment

Benchmark Comparison

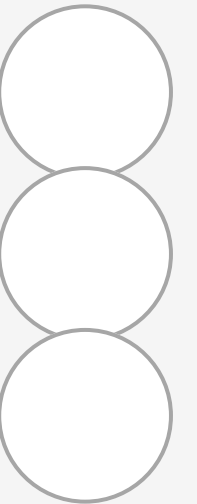
Method	Small-sized		Various-sized	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
<i>w</i> Marine snow	32.20	0.945	23.83	0.876
MF 3×3 [27]	28.55	0.846	22.81	0.770
MF 5×5 [27]	25.98	0.711	21.93	0.645
Adaptive MF 3×3 [17]	29.88	0.910	23.35	0.842
Adaptive MF 5×5 [17]	28.08	0.861	22.83	0.794
CycleGAN [64]	34.26	0.951	30.60	0.914
CUT [66]	33.73	0.948	28.94	0.885
Pix2Pix [63]	38.17	0.972	29.78	0.902
BicycleGAN [65]	39.18	0.980	33.07	0.964
U-Net baseline [14]	36.92	0.977	31.04	0.934
UIR-Net [62]	40.07	0.976	30.37	0.941
Dual-channel [20]	36.22	0.965	29.69	0.913
DF-MSRN (Ours)	41.18	0.984	35.39	0.966

Experiment

Real Marine Snow Remove



CONCLUSION



Conclusion

Coclusion 1

Fourier Domain에서 Marine Snow 정보는 주로 Amplitude 에 있고, 구조적 정보는 Phase에 많이 포함되어 있다.

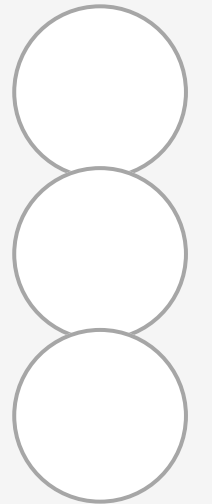
Coclusion 2

Fourier Feature와 Spatial Feature을 동시에 활용하여 세부 구조와 이미지 디테일 손실을 최소화 하며 Marine Snow를 제거할 수 있다.

Coclusion 3

실험을 통해 제안한 구조가 효과적인 것을 증명했고, Natural Image 에서도 효과적임을 확인했다.

TOWARDS MARINE SNOW REMOVAL WITH FUSING FOURIER INFORMATION



발표를 마칩니다.

박정규

Deep Shark Lab 학부 연구생