RESEARCH SEMINAR

Snow Mask Guided Adaptive Residual Network for Image Snow Removal

Bodong Cheng, Juncheng Li, Ying Chen, Tieyong Jeng et al., Elsevier 2023

DeepShark Lab
학부연구생 박정규

Contents

Snow Mask Guided Adaptive Residual Network for Image Snow Removal

01 **Introduction**

Research Background · Related Work · Motivation

02 **Proposed Method**

Overall Architecture · Mask-Net · GF-Net · Reconstruct-Net

03 **Experiments & Results**

Datasets · Training Details · Quantitative & Qualitative Results · Ablation Study

04 **Conclusion**

Contributions · Limitations · Future Work

INTRODUCTION

Problem Definition

Image Degradation under Snowy Conditions

01 Image Quality Degradation

눈의 입자와 입자의 이동 흔적이 배경을 가리고 이미지의 선명도를 저하시킨다.

02 Impact on Computer Vision Task

눈에 의한 간섭은 객체탐지, 이미지 분류 및 인식 성능을 저하시킨다.

03 Complex Snow Characteristics

눈은 다양한 크기와 형태 및 투명도를 가지며 종종 Veiling Effect를 발생시킨다.

Related Works

Related Works & Limitations

01 Single Image Dehazing

- Dark Channel Prior-Based Method
- CNN-Based Method

→ 입자가 반투명하여 배경을 완전히 가리는 상황은 없다고 가정하기 때문에 눈 제거 방법으로 적합하지 않다.

02 Single Image Deraining

- Gradient-Based Method
- Sparse Coding
- DNN-Based Method

→ 비는 대체적으로 일정한 패턴을 가지기 때문에 눈과같이 불규칙한 형태를 가진 입자를 완전히 지울 수 없다.

03 Single Image Snow Removal

- Feature Prior-Based Method
- DNN-Based Method

→ 다양한 형태에 대해 일반화 성능을 보장하기 어렵고, 다운샘플링 과정에서 과도하게 배경이 제거되고, 정보손실이 일어난다.

Limitations & Motivation

Limitations & Method

Challenge 01

눈의 복잡한 형태와 분포로 인해 탐지가 어려움 → **Snow Mask를 통한 눈의 위치 및 형태 예측**

Challenge 02

눈과 배경의 특징 유사성으로 인한 정보 손실 → **Mask Guidance를 활용한 선택적 복원**

Challenge 03

눈의 불완전한 제거 및 잔여 입자 발생 → **눈 제거 성능 향상 및 배경 정보 보존**

PROPOSED METHOD

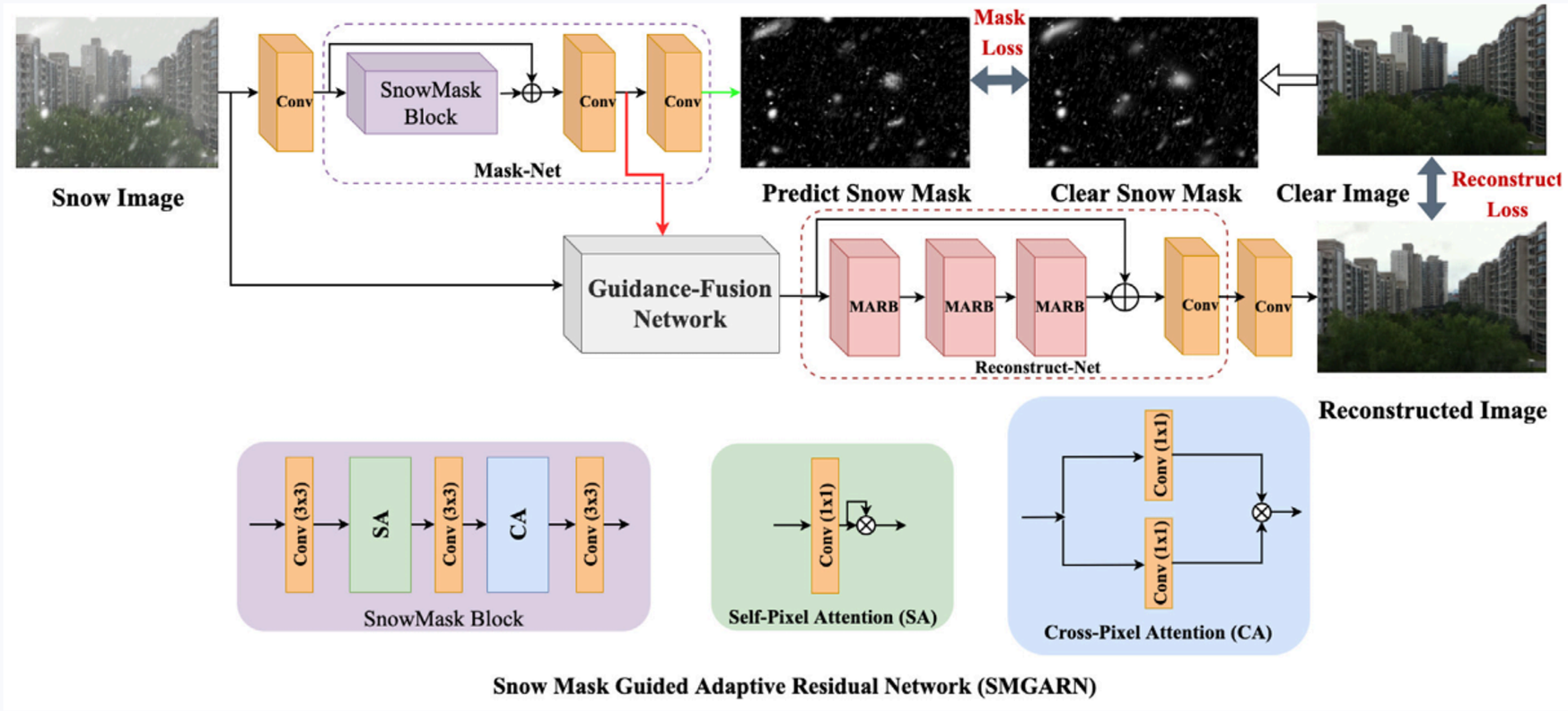
Overall Architecture

SMGARN (Snow Mask Guided Adaptive Residual Network)



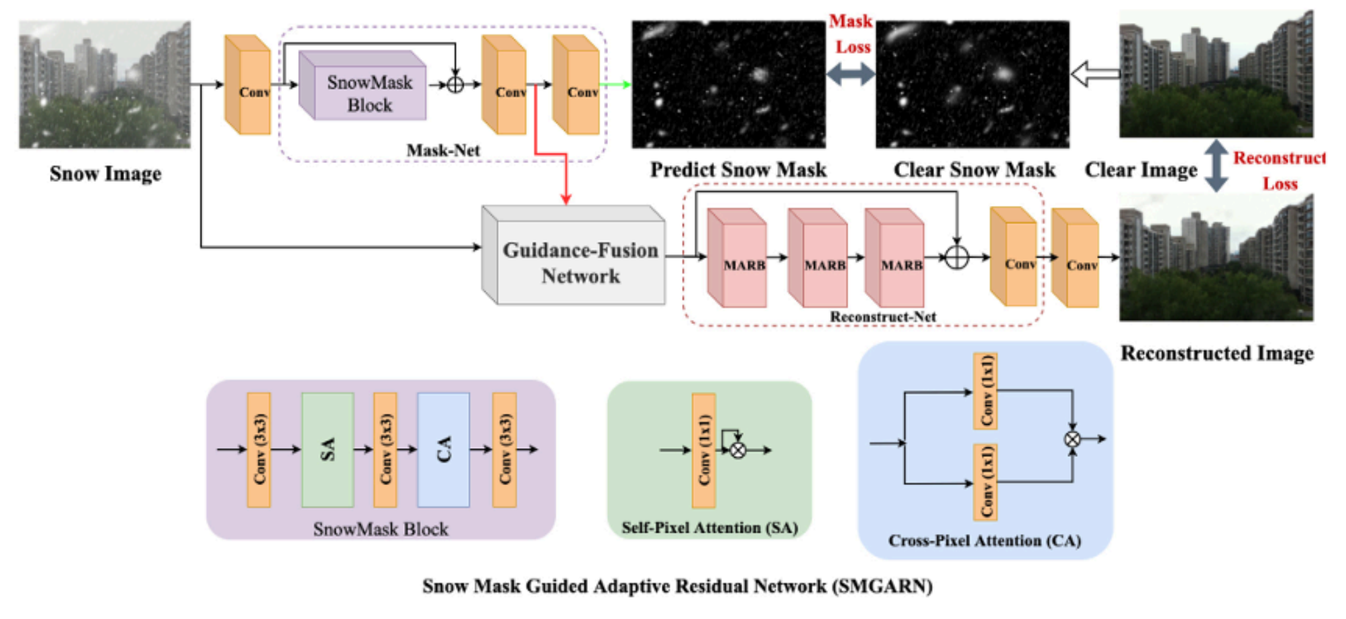
Overall Architecture

SMGARN (Snow Mask Guided Adaptive Residual Network)



Mask-Net Architecture

Snow Mask Prediction Network



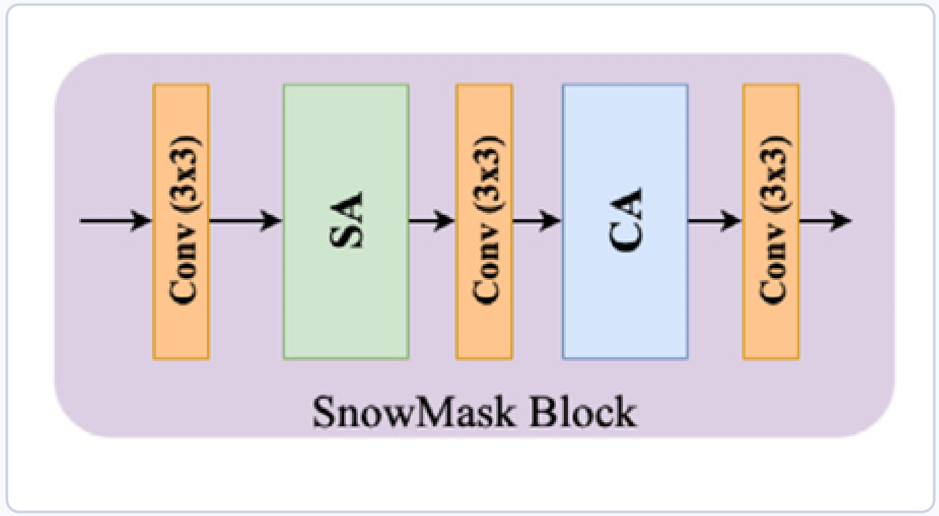
Mask-Net

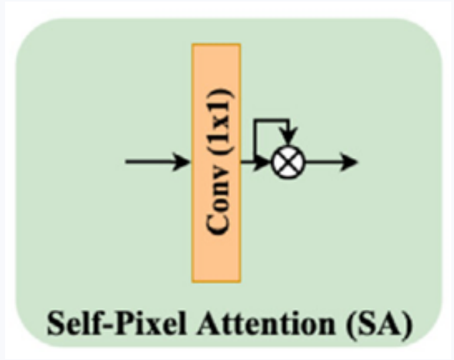
- Snowy Image를 입력받아 Snow Mask와 Mask Feature Map 생성
- Residual Connection을 통해 특징 정보 보존
- 출력된 Mask는 Loss에 활용, Mask Feature Map은 다음 Network의 Guidance 정보로 활용

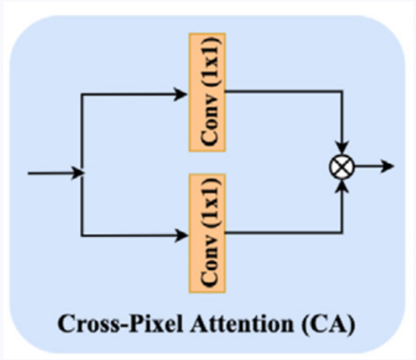
$$F_{mask}, m = M(I_{snowy})$$

Mask-Net Architecture

Snow Mask Prediction Network







Snow Mask Block

- 세개의 Conv Layer와 SA Block, CA Block으로 구성
- Self-pixel Attention 블록을 통해 중요한 특징 강조, 불필요한 특징 억제
- Cross-pixel Attetion을 통해 서로다른 Conv Layer를 사용하여 다양한 눈의 형태와 특징 학습

SA & CA

Differences Between Self-pixel Attention & Cross-Pixel Attention

Self-pixel Attention

$$SA(X) = Conv_0(X) \odot Conv_0(X)$$

- 동일한 Conv 결과를 곱하는 방식
- 활성화 영역은 강조되고, 비활성화 영역은 억제된다

Cross-pixel Attention

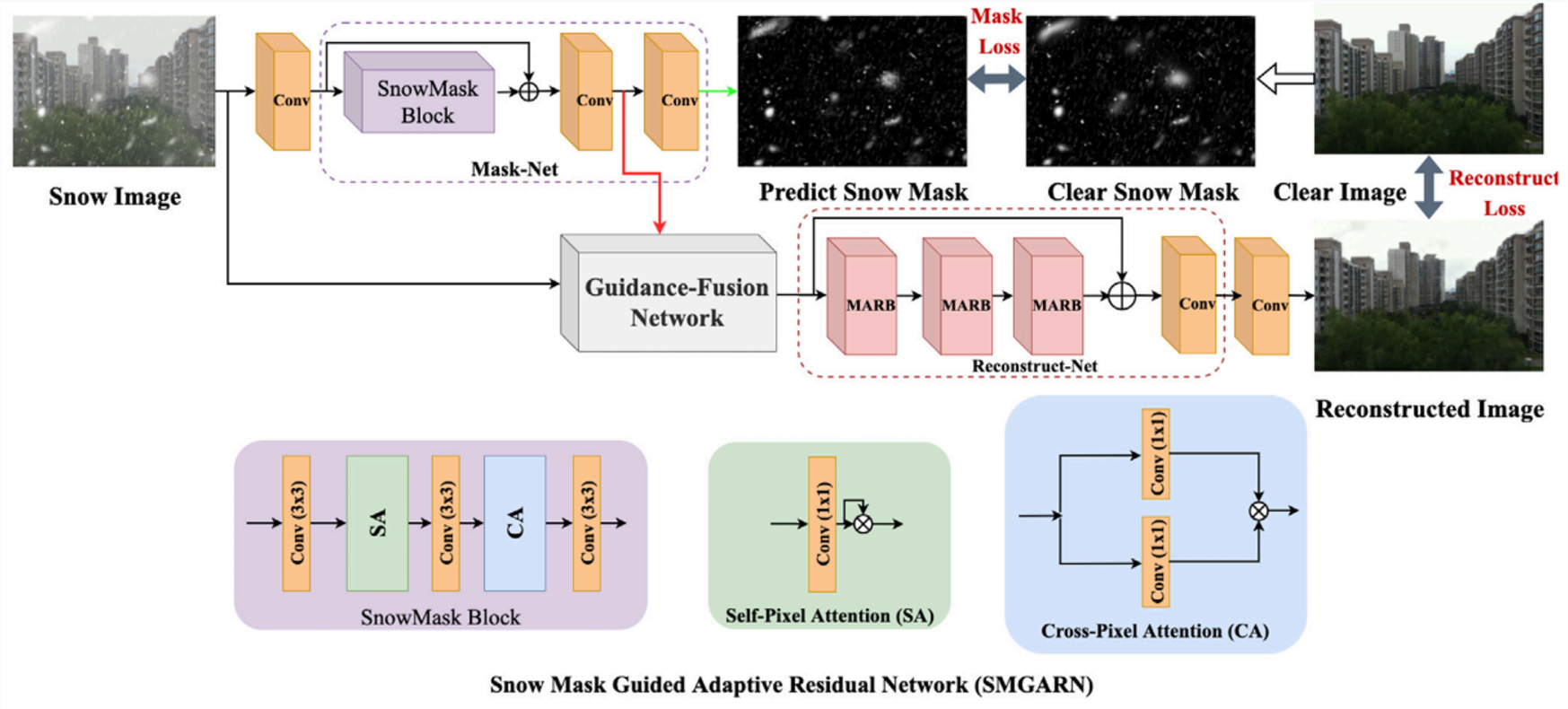
$$CA(X) = Conv_1(X) \odot Conv_2(X)$$

- 서로 다른 두개의 Conv 함수를 사용하여 두 결과를 곱하는 방식
- 두 Conv 가 각각 다른 가중치를 학습하여 눈 제거에 유용한 특징을 학습할 수 있다

SA Block 이 중요한 특징을 강조하고, CA Block이 적응성을 높인다.

Mask Loss

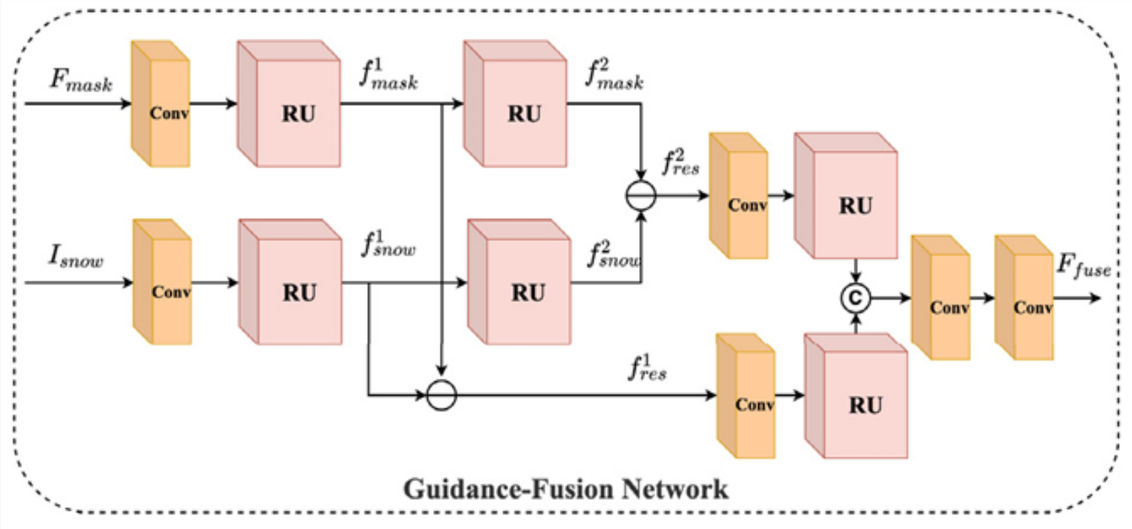
SMGARN (Snow Mask Guided Adaptive Residual Network)

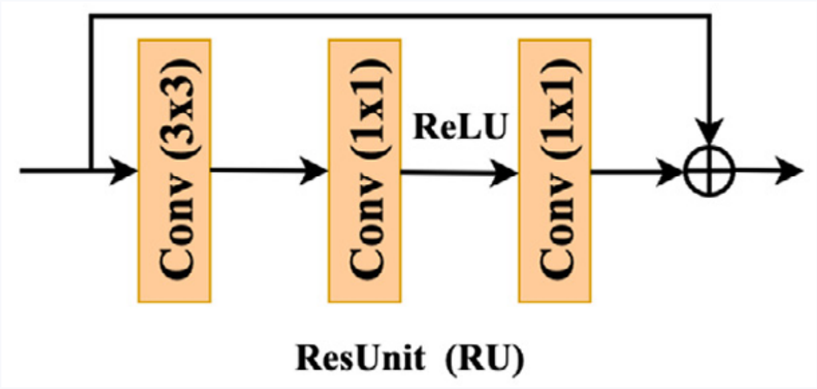


$$L_{mask} = \|M(I_{snowy}) - I_{mask}\|_1$$

Guidance-Fusion Network

Overall Architecture



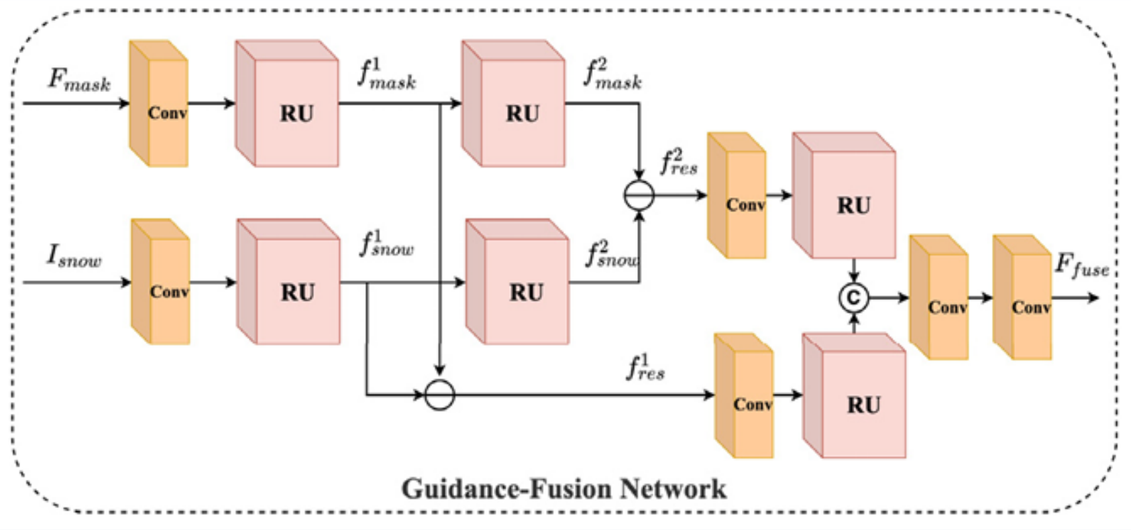


Guidance-Fusion Network

- Input과 Mask Feature을 각각 인코딩하고 차감하는 연산을 두번 진행
- Guidance-Fusion Network에서 Input 이미지의 Feature Map에서 눈 성분의 영향을 줄이고, 배경 복원에 유리한 Feature Map 생성
- 첫번째 수행과 두번째 수행한 Residual Feature을 Concat하여 다음 네트워크에 전달

Guidance-Fusion Network

Guidance-Fusion Network Function



$$f^i_{res} = f^i_{snowy} - f^i_{mask}$$

$$f^1_{snow} = RU^{11}(Conv^1(I_{snow}))$$

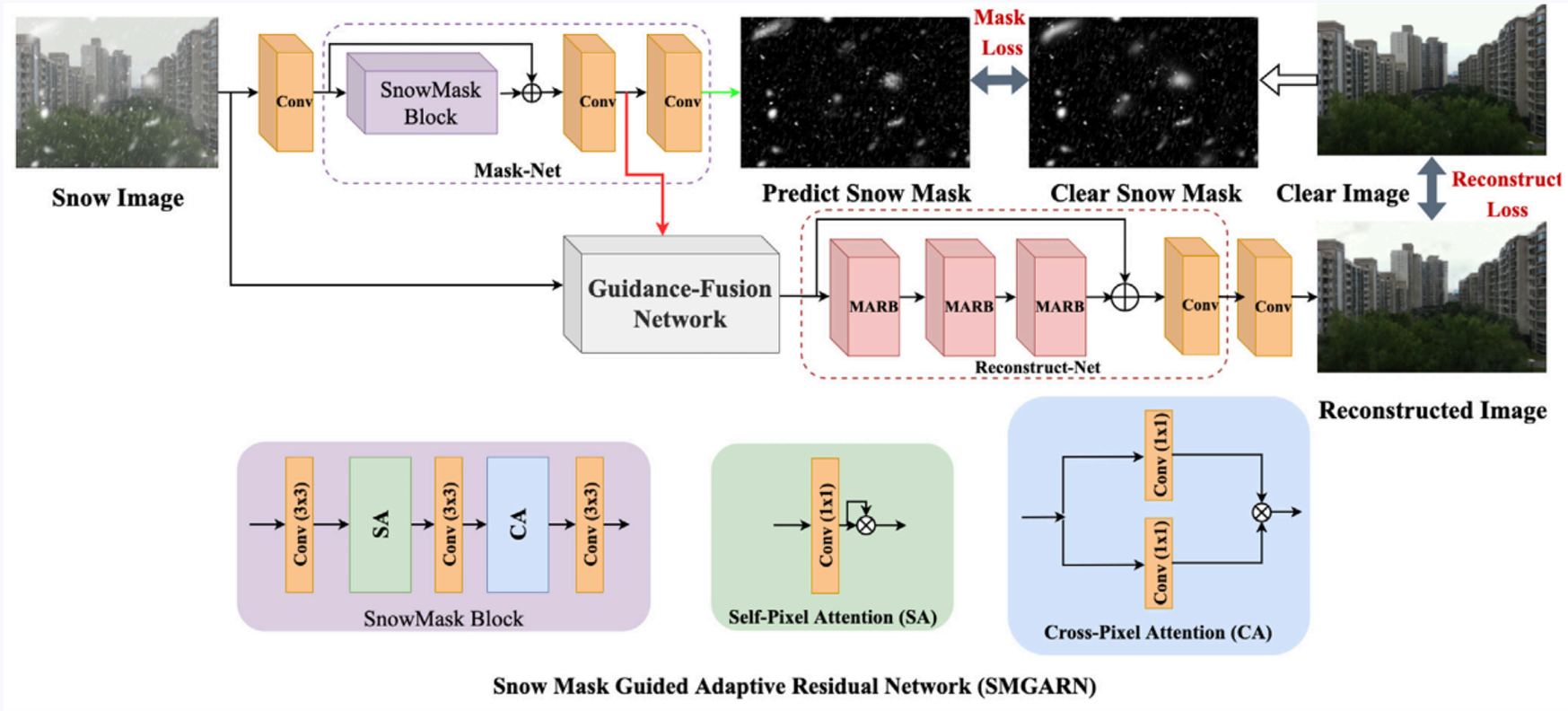
$$f^1_{mask} = RU^{12}(Conv^2(F_{mask}))$$

$$f^2_{snow} = RU^{21}(f^1_{snow})$$

$$f^2_{mask} = RU^{22}(f^1_{mask})$$

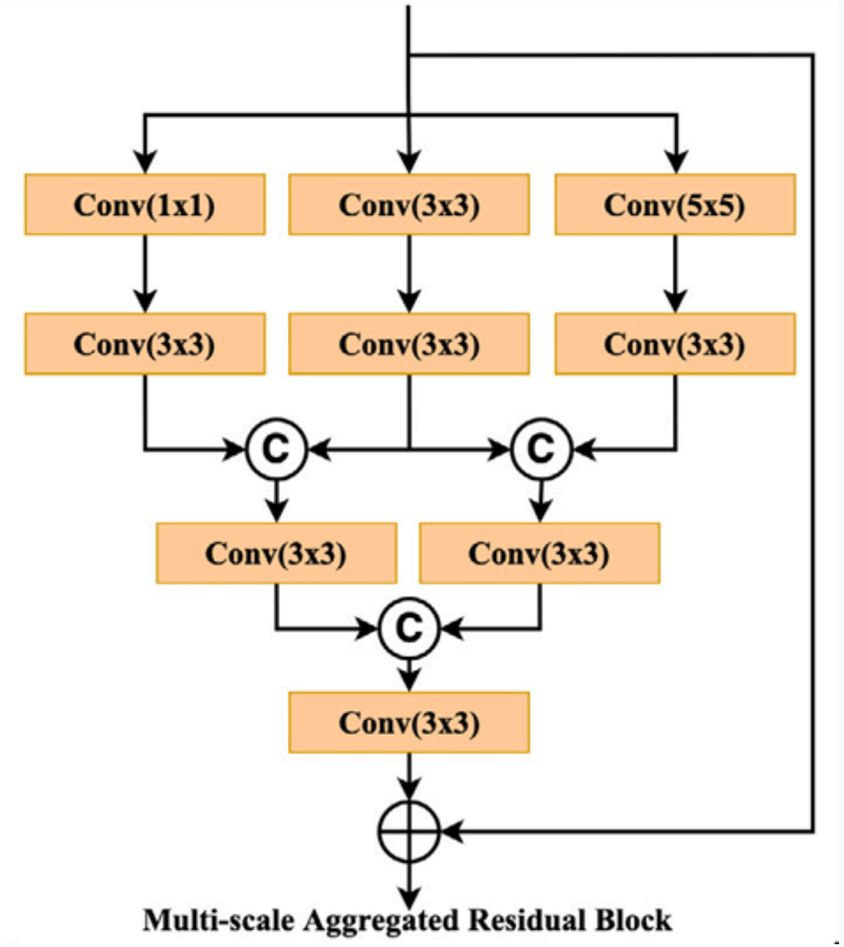
Overall Architecture

SMGARN (Snow Mask Guided Adaptive Residual Network)



Reconstruct-Network

Multi-scale Aggregated Residual Block



MARB Block

- 서로다른 Filter Size의 Conv를 병렬로 사용
- 한번에 Concat 하지 않고, 두 Level로 나누어 Concat

Level 1

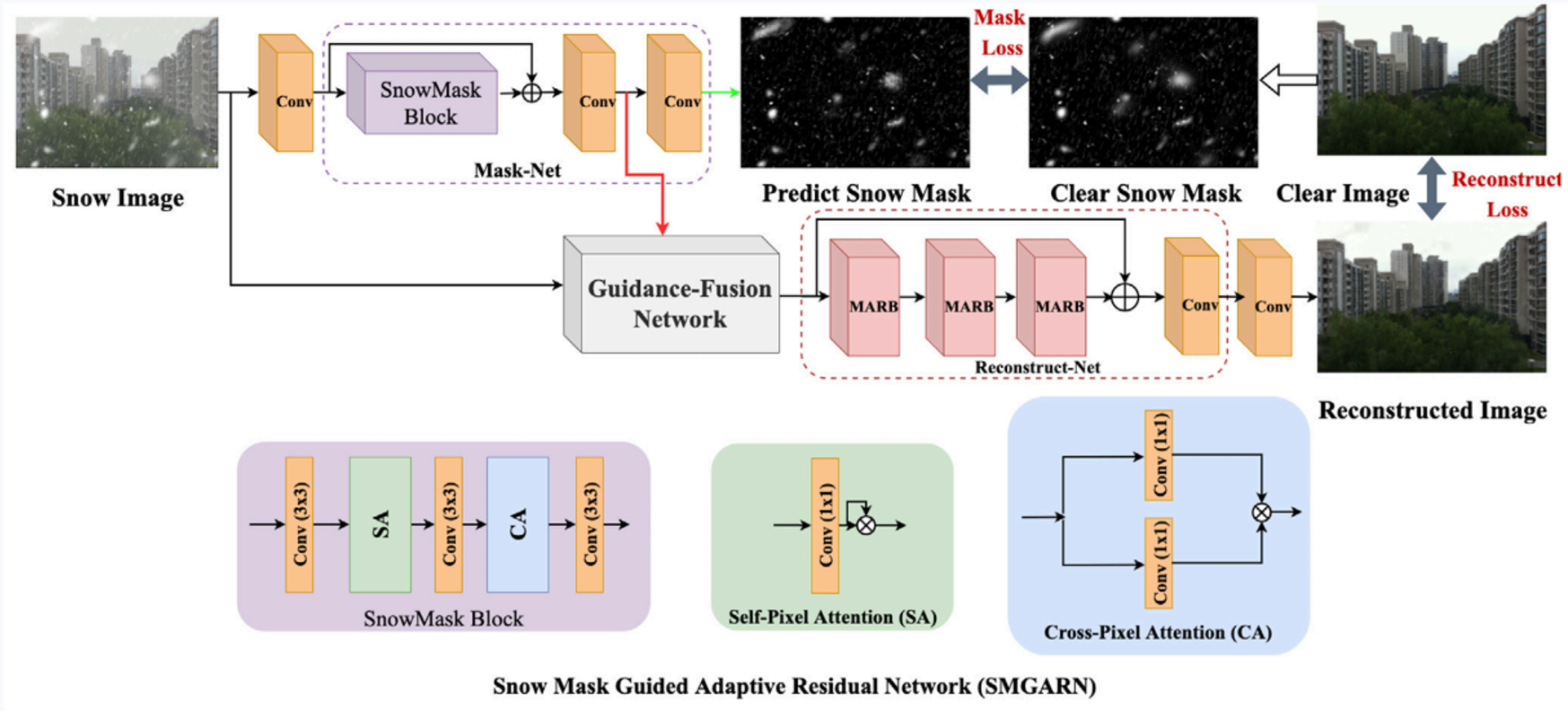
- 3X3과 1X1을 Concat하여 좁은 영역의 공간 복원 특징을 학습
- 3X3과 5X5를 Concat하여 넓은 영역의 공간 복원 특징을 학습

Level 2

- Level 1의 두 Feature Map을 Concat하여 원래 채널 수로 맞추어 Residual Addition 진행후 다음 블록에 전달

Overall Architecture

SMGARN (Snow Mask Guided Adaptive Residual Network)



Loss function

학습 목적과 각 Loss 항의 역할

$$L_{mas} = L_{reconstruct} + \lambda L_{mask}$$

Loss term	Definition	Why it matters
L_{mask}	$L_{mask} = \|m - I_{mask}\|_1$	예측 Mask와 정답 Mask 차이 최소화
$L_{reconstruct}$	$L_{reconstruct} = \|I'_{clear} - I_{clear}\|_1$	복원 이미지와 GT차이 최소화

EXPERIMENTS & RESULTS

Dataset

Train Dataset

Snow 100K

다양한 눈 입자와 눈의 분포를 포함한 데이터셋

50000 Images

CSD

합성된 눈 이미지와 깨끗한 이미지의 대응 쌍을 제공

8000 Synthetic Images

Dataset

Benchmark Test Dataset

SRRS

제공된 TestSet의 마지막 2000장 사용

2000 Syn + Real Images

CSD

합성된 눈 이미지와 깨끗한 이미지의 대응 쌍을 제공

2000 Synthetic Images

Snow100K

눈 입자의 크기를 S, M, L 로 나누어 각각 실험

SnowWorld24

기존 데이터셋의 불완전성을 보완하기 위해 제안

24 Real Images 정성평가

Training strategy & implementation

학습 데이터와 재현에 필요한 설정 정리

Optimizer

Adam

Initial Learning Rate

1e-4

LR Scheduler

X0.5 per 100 Epoch

Training Patch Size

128 X 128

Patches per Input

16

Data Augmentation

Random Flip, Rotation

Evaluation Metrics

Peak Signal-to-Noise Ratio / Structural Similarity Index

PSNR

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(I_i - K_i)^2$$

$$PSNR = 10\log\left(\frac{MAX^2}{MSE}\right)$$

- GT와 Output의 픽셀차이를 기반으로 화질을 평가
- 픽셀 복원 정확도를 평가하는 지표

SSIM

$$SSIM(x,y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

- 밝기, 대비, 구조를 기반으로 구조적 특성 평가
- 배경과 같은 구조적 정보를 평가하는 지표

복원 성능은 “제거”와 “보존” 사이의 균형으로 평가

Experimental Results

Snow 100K, CSD, SRRS Dataset PSNR / SSIM Results

Snow 100K-S, M, L

Method/Dataset	Small	Meddle	Large
Zheng (Zheng et al., 2013)	20.29/0.73	20.18/0.71	18.83/0.66
DehazeNet (Cai et al., 2016)	22.06/0.78	21.54/0.74	20.19/0.70
JSTASR (Chen et al., 2020)	22.06/0.78	20.91/0.72	20.13/0.71
HDCWNet (Chen et al., 2021)	22.13/0.78	21.66/0.72	19.91/0.69
DerainNet (Fu et al., 2017)	25.74/0.86	23.36/0.84	19.18/0.74
DeepLab (Chen et al., 2017)	25.94/0.87	24.36/0.85	21.29/0.77
JORDER (Yang et al., 2017)	25.62/0.88	24.97/0.87	23.40/0.80
DuRN-S-P (Liu et al., 2019)	32.27/0.94	30.92/0.93	27.21/0.88
DeSnowNet (Liu et al., 2018)	32.23/*0.95*	30.86/*0.94*	27.16/0.89
DS-GAN (Jaw et al., 2020)	*33.43*/**0.96**	*31.87*/**0.95**	28.06/*0.92*
All in One (Li et al., 2020b)	–/–	–/–	*28.33*/0.88
TransWeather (Valanarasu et al., 2022)	32.36/0.95	31.71/0.93	28.83/0.90
SnowFormer (Chen et al., 2022)	**34.55/0.95**	*33.21/0.95*	*29.13/0.92*
SMGARN (Ours)	*34.46/0.95*	**33.22/0.95**	**29.44/0.93**

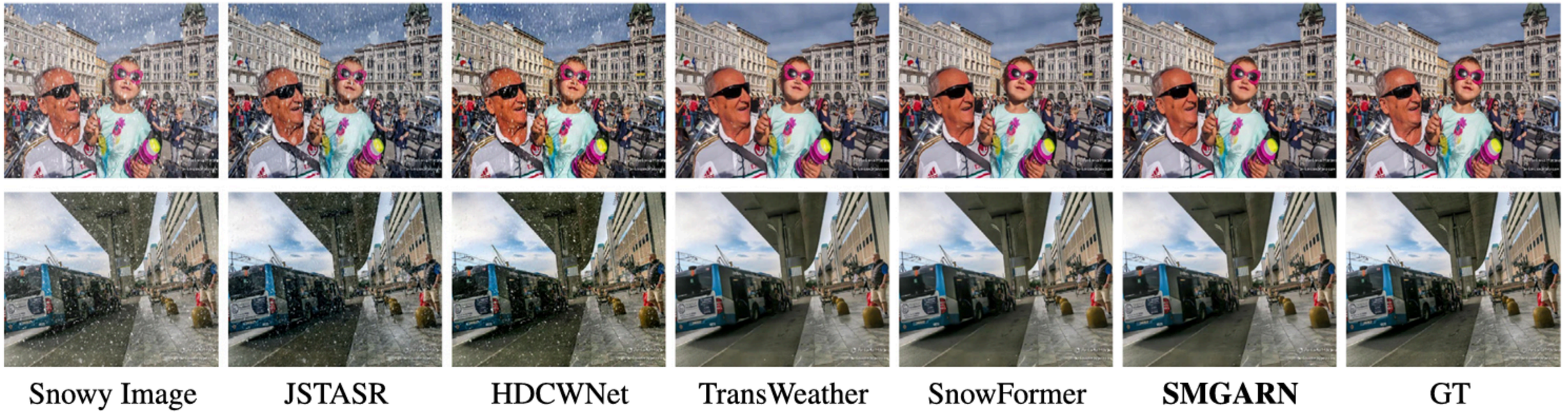
CSD / SRRS

Method/Dataset	CSD	SRRS
Zheng (Zheng et al., 2013)	14.21/0.61	16.34/0.69
SRCNN (Dong et al., 2015)	22.25/0.82	22.46/0.85
DehazeNet (Cai et al., 2016)	20.91/0.72	21.22/0.75
RESCAN (Li et al., 2018c)	22.11/0.81	22.79/0.86
DeSnowNet (Liu et al., 2018)	20.13/0.81	20.38/0.84
CycleGAN (Engin et al., 2018)	20.98/0.80	20.21/0.74
DAD (Zou et al., 2020)	24.33/0.85	24.31/0.86
All in One (Li et al., 2020b)	26.31/0.87	24.98/0.88
JSTASR (Chen et al., 2020)	27.96/0.88	24.46/0.87
HDCWNet (Chen et al., 2021)	28.62/0.89	25.03 0.89
TransWeather (Valanarasu et al., 2022)	29.36/0.93	25.01/0.90
SnowFormer (Chen et al., 2022)	*29.76/0.94*	*25.21/0.92*
SMGARN (Ours)	**29.94/0.94**	**25.43/0.92**

Experimental Results

Snow 100K, CSD, SRRS Dataset Output Results

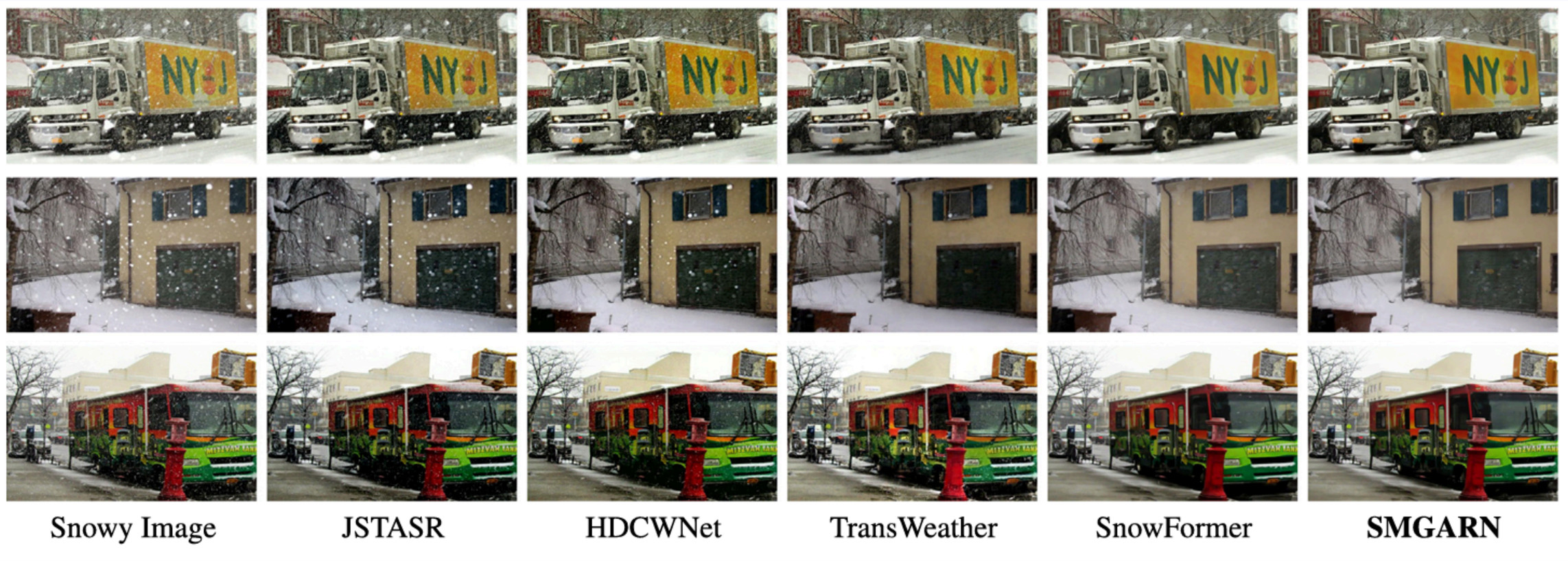
Snow 100K



Experimental Results

Snow 100K, CSD, SRRS Dataset Output Results

Snow 100K



Ablation study

Mask-Net SA / CA Block

Configuration	SA	CA	PSNR
Mask-Net Baseline	[X]	[X]	28.83
Mask-Net-SA	[O]	[X]	28.88
Mask-Net-CA	[X]	[O]	28.90
Mask-Net-CA-SA	[O]	[O]	29.01

Interpretation

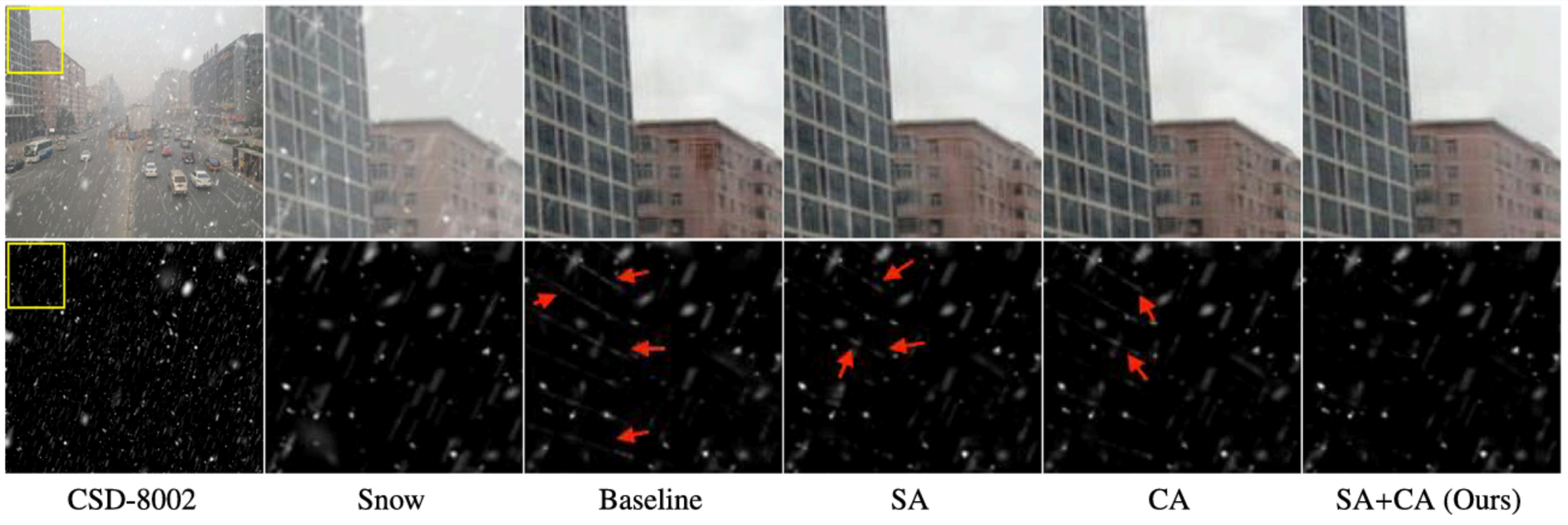
- SA, CA Block이 있어야 Mask를 보다 정확하게 예측할 수 있다
- SA, CA Block 모두 사용할 때 가장 높은 성능을 보여준다

- Case 1 : Without Mask-Net
- Case 2 : Without Mask-Loss
- Case 3 : Original
- Case 4 : With GT Mask

Metric	Case 1	Case 2	Case 3 (Ours)	Case 4
PSNR/SSIM	28.62/0.93	28.92/0.93	*29.01/0.93*	**30.07/0.95**

Ablation study

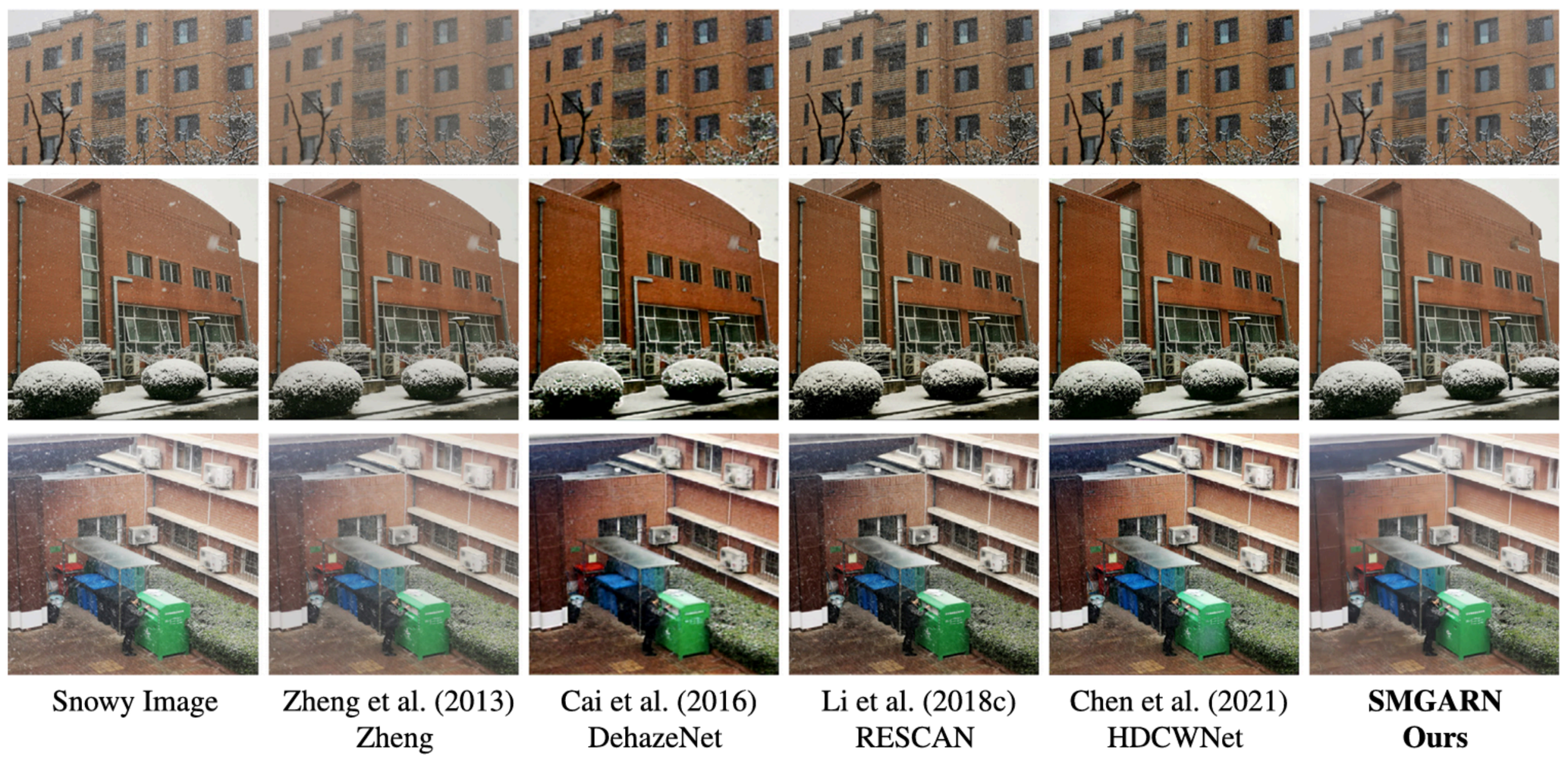
Mask-Net SA / CA Block



SA, CA Block이 실제로 배경 오탐을 줄이는데 효과적임을 보여준다.

SnowWorld24 Resluts

Proposed Real Image Output



CONCLUSION

Conclusion

Contributions & Limitations

Main Contributions

Mask Net
- SA와 CA를 활용하여 눈의 위치와 형태를 예측하는 Mask 생성

GF-Net
- 예측된 Mask의 특징을 Guidance로 활용하여 적응적으로 눈 제거

Reconstruct-Net
- MARB를 통해 Multi-scale 특징을 활용하고 최종 복원

Experimental Results
- 여러 데이터셋과 실제 이미지에서 정량적, 정성적으로 복원 성능 달성

Limitations & Future Work

- Veiling Effect가 심한 일부 이미지에서는 제거되지 않는 현상 발생
- 안개현상에 대한 제약이 충분하지 않고, 지나치게 많은 제약을 적용하면 오히려 이미지가 흐려질 가능성이 있음
- 더 효과적인 Image Prior Guidance 전략 연구 필요
- 실제 눈 제거 성능을 개선하기 위한 새로운 학습 데이터셋 필요

Snow Mask Guided Adaptive Residual Network for Image Snow Removal

Bodong Cheng, Juncheng Li, Ying Chen, Tieyong Jeng et al., Elsevier 2023

DeepShark Lab
학부연구생 박정규