Paper summary

AI VISION Lab

- 1. 공부한 논문의 제목, 게재된 학회 혹은 저널 등 논문 기본 정보를 적으세요.
 - A. 이름: Diffusion Enhancement for Cloud Removal in Ultra-Resolution Remote Sensing Imagery
 - B. 저널: TGRS
 - C. 도메인: Cloud Removal
 - D. 출판연도: 2024
 - E. 저자:
- 2. 논문에서 제안한 알고리즘 및 프레임워크에 대해 본인이 이해한대로 다이어그램을 그려보세요. 논문 Figure를 그대로 따라 그리면 안됩니다.
 - A. Diffusion Network의 Output (Noise Prediction 혹은 x0 Prediction)은 여전히 Refinement를 진행할 여지가 존재함을 이야기하고 있음.
 - B. 따라서, 해당 Output을 Reference Model(학습 X ADM 모델 load)의 Output에 의거하여 Refinement를 진행함. 이때, Diffusion Model의 Loss(Pixel Optimal) 과 Refinement의 Target은 다른 형태다 보니, 이를 계수 형태의 Linear한 구조로 최적화하고 있음 (WA-Weight Average, Trainable)
 - C. 결과적으로, Refinement를 통해 구한 값을 통해 Spatial한 정보를 보완해 줄 수 있음을 이야기하고 있음. (L2 기반의 Diffusion의 경우 fine detail 측면 에서 부족한 성능을 보이는 한계가 있다보니, 이를 보완해주고자 함)
- 3. 본인이 생각하는 이 논문의 장점이 무엇이라고 생각하나요? **논문 Contribution** bullet을 그대로 따라 적으면 안됩니다.
 - A. 고해상도 데이터셋 (CUHK-Think Cloud, CUHK-Thick Cloud 0.5m) 데이터셋 제공
 - B. Diffusion model Output 과 Reference Model Output을 통한 Refinement Network 설계
- 4. 이 논문을 읽으면서 느낀 점, 혹은 배운 점이 있으면 적어보세요.

- A. 다양한 Loss가 주어졌을 때, 최적화하는 과정에 대해서 추가적인 고민을 하게 만드는 부분이 있었음.
- B. 또한, ADM의 아키텍처를 토대로 만들었다는 점에서 모델을 설계하는데 참고할 수 있을 것이라 판단됨.
- 5. 이 논문의 한계점이 있다면 무엇이라고 생각하나요?
 - A. Evaluation 때 사용된 Dataset (Rice, CUHK)을 실제 적용한 모델 혹은 연구가 극히 적음. 뿐만 아니라 이를 Experience에서 적용한 모델들은 상당히 오래된 것들(GAN, CNN 기반)이 대다수다 보니, 모델의 성능이 어느정도 인지 파악하기 어려움.
 - B. 뿐만 아니라, 정성적 평가를 진행하는 과정에서 Thin Cloud (겉보기로는 구름이 거의 없는)에 대한 비교군만 존재하다 보니, 주요 Task라 할 수 있는 Thick에 대한 Recover성능을 확인하기 어려움
- 6. 본인의 연구에 접목시켜볼 점이 있을지 생각하고 적어보세요.
 - A. 최종 Loss에 대해서, 두가지 Loss를 결합한 형태를 사용하고 있는데, 일반적으로는 두 Loss의 목적이 다르다 보니 (L2 Pixel, Lwa Reference 와 predicted 차이 줄이기. L2 + Lwa = L_total) 최적화가 어려움. 따라서, 두 Loss를 모두 최적화시킬 수 있는 Weight를 찾는 Weight Average를 적용했고, 이는 다양한 Loss를 적용하는 경우 고려해볼 만한 개념이라 판단됨.
- 7. 본 Summary를 작성하는 과정에서 생성형AI를 사용했나요?

A. 아니요

날짜: 2025-08-18

이름: 신준원

Difficient Inhonement for Cloud Kenoval in Ultra-Rendertion Remote senting images
[Introduction]
billy of Loss of the (in cloud Removal) - Dementio Loss. () bad Result.
a bota > CUHK (0.5m) - VR/ Detailed.
@ Architecture > DZ (Diffusion enhancement) - WA. (Weight Allocation)
€ LDM Based. (izi - Inage process
3 Coarse-to-fine training stretegy.
Architecture
DOPANT Q forward Process. La kenerse Process
- O Keverse Process
Reference to (SR) > refinement 373!
32 > Global Image structure 2/2
Dolplain hallutination of
ol3 > reverse theb
Xb-1: Generated with (Xo,t)
Xo. Xo.t. 14t.
DX O. t My HEME, Et ILI. noisy image
* Pet: Eq (Xt, t, Y)
* Lt: Eq (Xt, t, Y) Help: t glay soffet Xo = more (2) 2 20 glad.
V (T = (T =) TV
XO. Z.t = (Xt- J1- Z Ex)/JZv/ Xot = Xo. Ext
dista, Xo, Et + Xot befine: E / Z(x) = Xo, Z (cloud semoval output
Xo. E. + > Diffusion output
$\frac{X_{0,\pm}}{X_{0,\pm}} = \frac{1}{X_{0,\pm}} \left(X_{0,\pm}, X_{0,\pm,\pm} \right)$
result = (cloud semanal + sefine next)

oland T functional of. Not = (1-W) Q XO, Et + W Q XO, E 3 30/5 - 0: elemental-wise mutt - W: Pixelwise fusion ratio - tyle p. Ausian steps d. & D mean, Variace trainable. WA dinamic # > Forgon (on fax linear t, (1-w), w > w) 7/3 LD U-Net based (CNP 72) temporal gpatial 3/2 2/2 WA block -> Xe. Y, Xo.Z, Z training speed Step + Block + 4 > Coarse - to - fine training stretegy image Gize: 14 2/2 + 1 24 (biffusion model) WAZ Dall Gike Image. (Initial - trained Diffusion) Lhor = / 20 - Xort1 = / 70 - (1-W)O(X0,2+1)4+ WOX0,21 Hot: Livet = > Lopper + LWA

