



**Сибирский государственный университет науки и
технологий имени М.Ф. Решетнева**

**Аналитическое исследование моделей
глубокого обучения для создания снимков
ДЗЗ сверхвысокого разрешения**

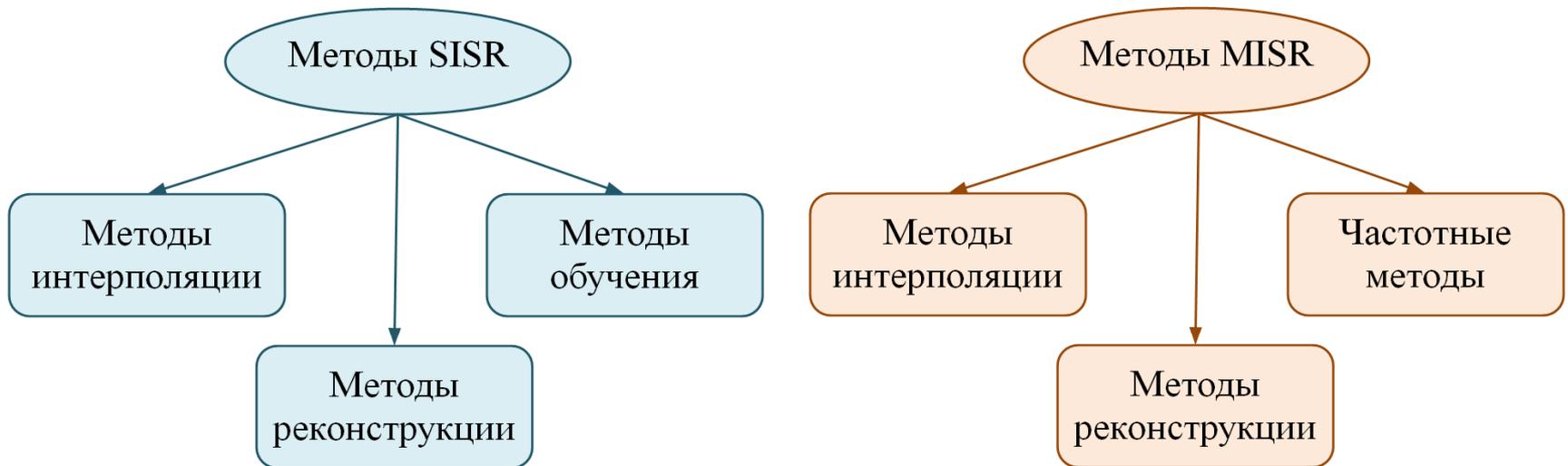
Профессор, д.т.н. Маргарита Николаевна Фаворская

Бердск 2023

Классификация SR технологий

Методы создания снимков сверхвысокого разрешения классифицируются по количеству входных изображений как:

- Методы на основе одного изображения (SISR, Single Image Super-Resolution).
- Методы, использующие в качестве входных данных несколько изображений или кадров (MISR, Multi Image Super-Resolution).



Аспекты технологии сверхвысокого разрешения

- Проектирование глубоких сетей.
- Стратегии обучения.
- Дополнительные методы улучшения.
- Методы оценивания.
- Наборы данных для обучения и тестирования.
- Проблемы.
- Дальнейшие направления развития.



LR



HR

Постановка задачи

Для задачи SISR создание снимка ДЗЗ сверхвысокого разрешения означает восстановление HR снимка ДЗЗ из соответствующего LR снимка, что можно записать в следующей форме:

$$I_{LR} = \Psi(I_{HR}, \delta), \quad (1)$$

где I_{LR} и I_{HR} – снимки низкого разрешения и высокого разрешения соответственно, Ψ – деградационная функция, δ – параметры понижающей дискретизации.

Проблема SISR относится к обратным задачам, означающая восстановление снимка сверхвысокого разрешения I_{SR} из снимка низкого разрешения I_{LR} :

$$I_{SR} = \Psi^{-1}(I_{LR}, \theta) = F(I_{LR}, \theta), \quad (2)$$

где θ – параметры модели сверхвысокого разрешения F .

В общем случае, процесс обучения заключается в минимизации функции потерь $Loss$ путем оптимизации параметров θ модели F . Процесс оптимизации можно представить как:

$$\hat{\theta} = \arg \min (Loss(I_{SR}, I_{HR})). \quad (3)$$

Обучение с учителем

При обучении с учителем требуется создание пар изображений HR-LR. Однако зачастую снимки HR недоступны. Поэтому исходные снимки ДЗЗ считают изображениями HR, а затем создают снимки LR, например, методом бикубической интерполяции с коэффициентом масштабирования s :

$$I_{LR} = \downarrow_s (I_{HR}), \quad (4)$$

где \downarrow_s – оператор понижения размерности.

Однако этого, как правило, недостаточно для создания реальной деградационной модели. Так, некоторые исследователи понижают размерность, используя фильтры Гаусса с добавлением размытия и шума

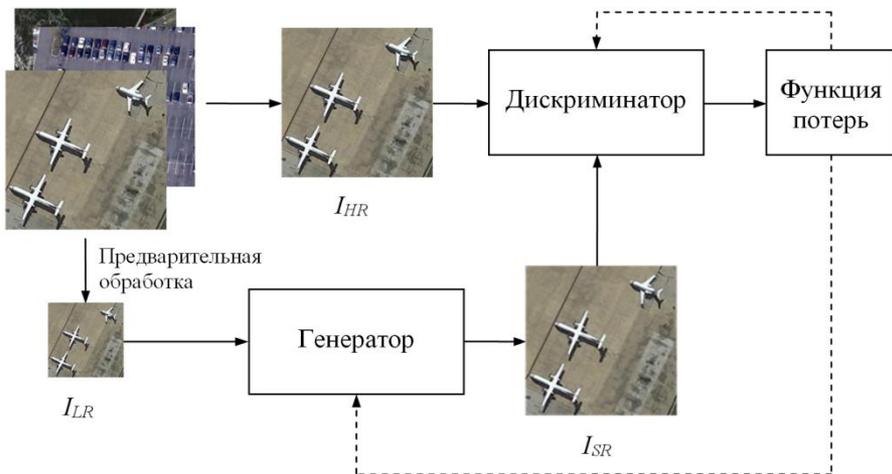
$$I_{LR} = \downarrow_s (I_{HR} \otimes k) + n \quad (5)$$

где символ \otimes означает оператор свертки, k – ядро размытия, n – шум.

Обучение сетей ГСС не является тривиальным и зависит, прежде всего, от исходного набора данных.

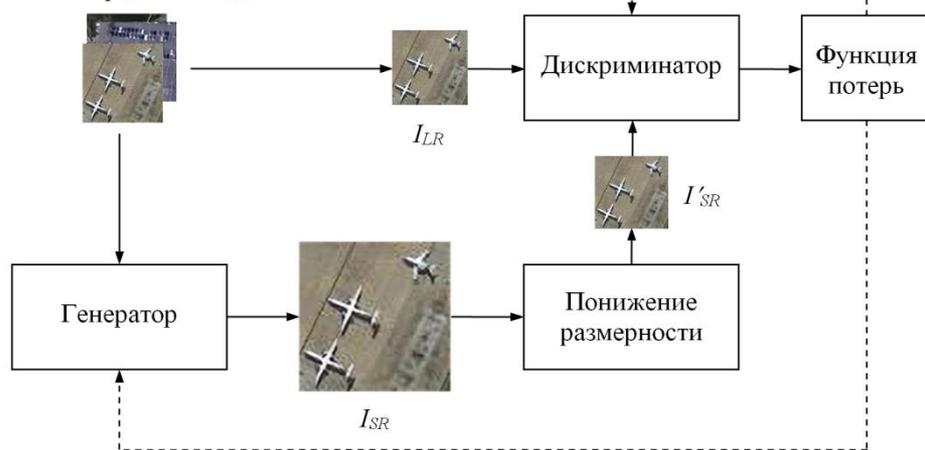
Концептуальная схема обучения сетей ГСС

Набор данных I_{HR}



Исходный набор снимков ДЗЗ
высокого разрешения

Набор данных I_{LR}

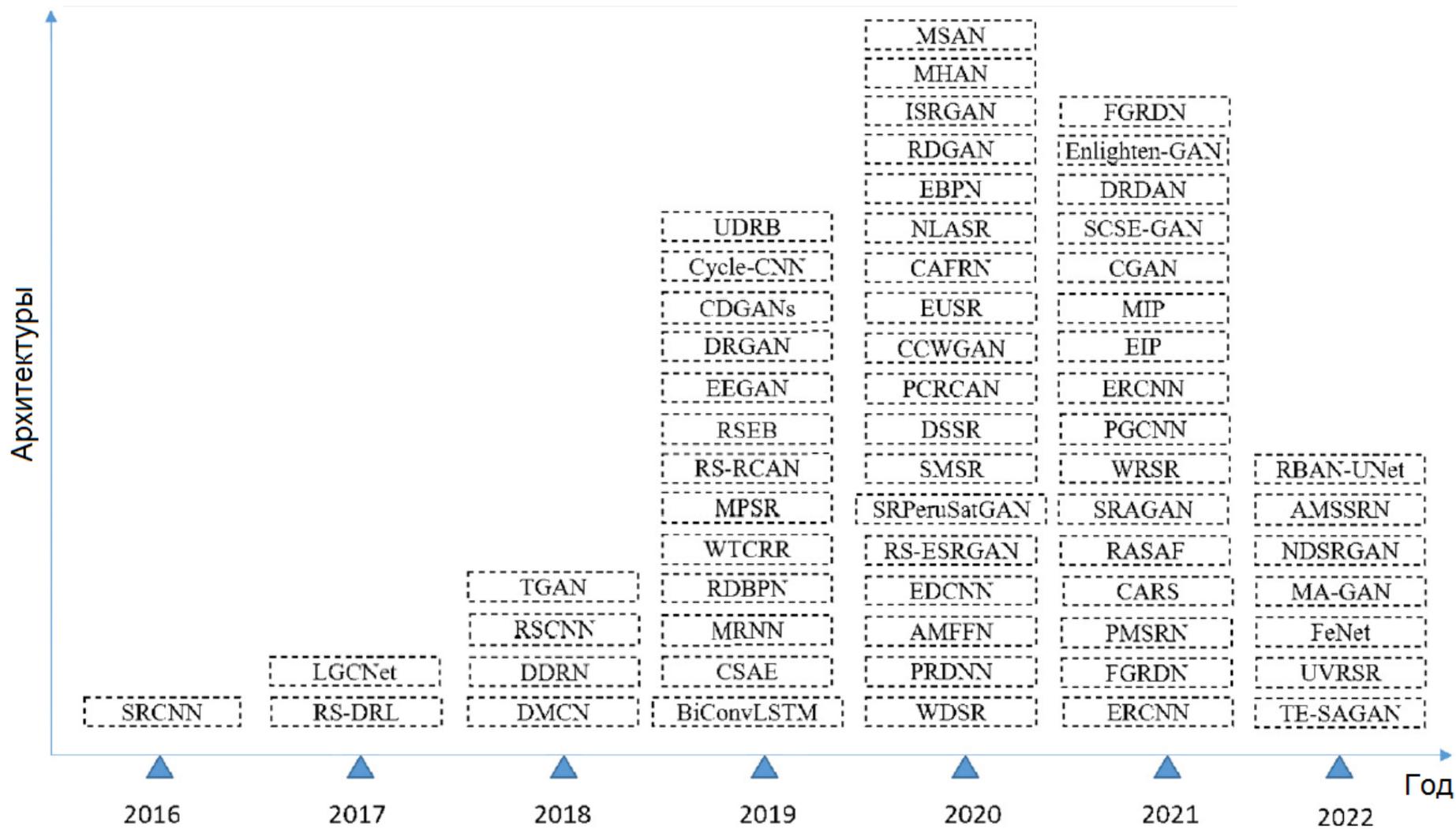


Исходный набор снимков ДЗЗ
низкого разрешения

Для набора данных, содержащих снимки высокого разрешения I_{HR} , минимизируются потери $\min \text{Loss}(I_{SR}, I_{HR})$, где I_{SR} – реконструированное изображение сверхвысокого разрешения.

Для набора данных, содержащих снимки низкого разрешения I_{LR} , минимизируются потери $\min \text{Loss}(I'_{SR}, I_{LR})$, где I'_{SR} – уменьшенное до размеров снимка I_{LR} реконструированное изображение I_{SR} .

Развитие архитектур глубоких сетей

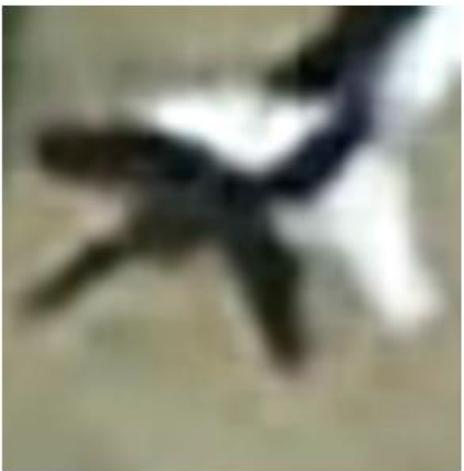


Wang P., Bayram B., Sertel E. A comprehensive review on deep learning based remote sensing image super-resolution methods. *Earth-Science Reviews* 232 (2022) 104110.

Соотношение моделей ЧС и ГСС

Год	Модели ЧС	Модели ГСС
2016	SRCNN,	
2017	RS-DRL, LGCNet	
2018	DMCN, DDRN, RSCNN	TGAN
2019	BiConvLSTM, CSAE, MRNN, RDBPN, WTCRR, MPSR, RS-RCAN, RSEB, Cycle-CNN, UDRB	EEGAN, DRGAN
2020	WDSR, PRDNN, AMFFN, EDCNN, SMSR, DSSR, PCRCAN, EUSR, CAFRN, NLASR, EBPN, MHAN, MSAN	RS-ESRGAN, SRPeruSatGAN, CCWGAN, ISRGAN, HRPGAN, EESRGAN, 3DASRGAN
2021	ERCNN, FGRDN, PMSRN, CARS, RASAF, WRSR, PGCNN, ERCNN, EIP, MIP, DRDAN, FGRDN, TransENet	SRAGAN, CGAN, SCSE-GAN, MIP, Enlighten-GAN
2022	FeNet, AMSSRN, RBAN-UNet	UVRSR, TE-SAGAN, MA-GAN, NDSRGAN, TS-SRGAN, SEG-ESRGAN, R-DHAN
2023		SA-GAN, EGASR, RaGAN

Сравнение результатов реконструкции СНС - ГСС



Исходное
HR изображение

Бикубическая
интерполяция
(25.78 дБ/0.8053)

SRCNN
(27.20 дБ/0.8494)

FSRCNN
(27.69 дБ/0.8676)

Сравнение результатов реконструкции СНС - ГСС



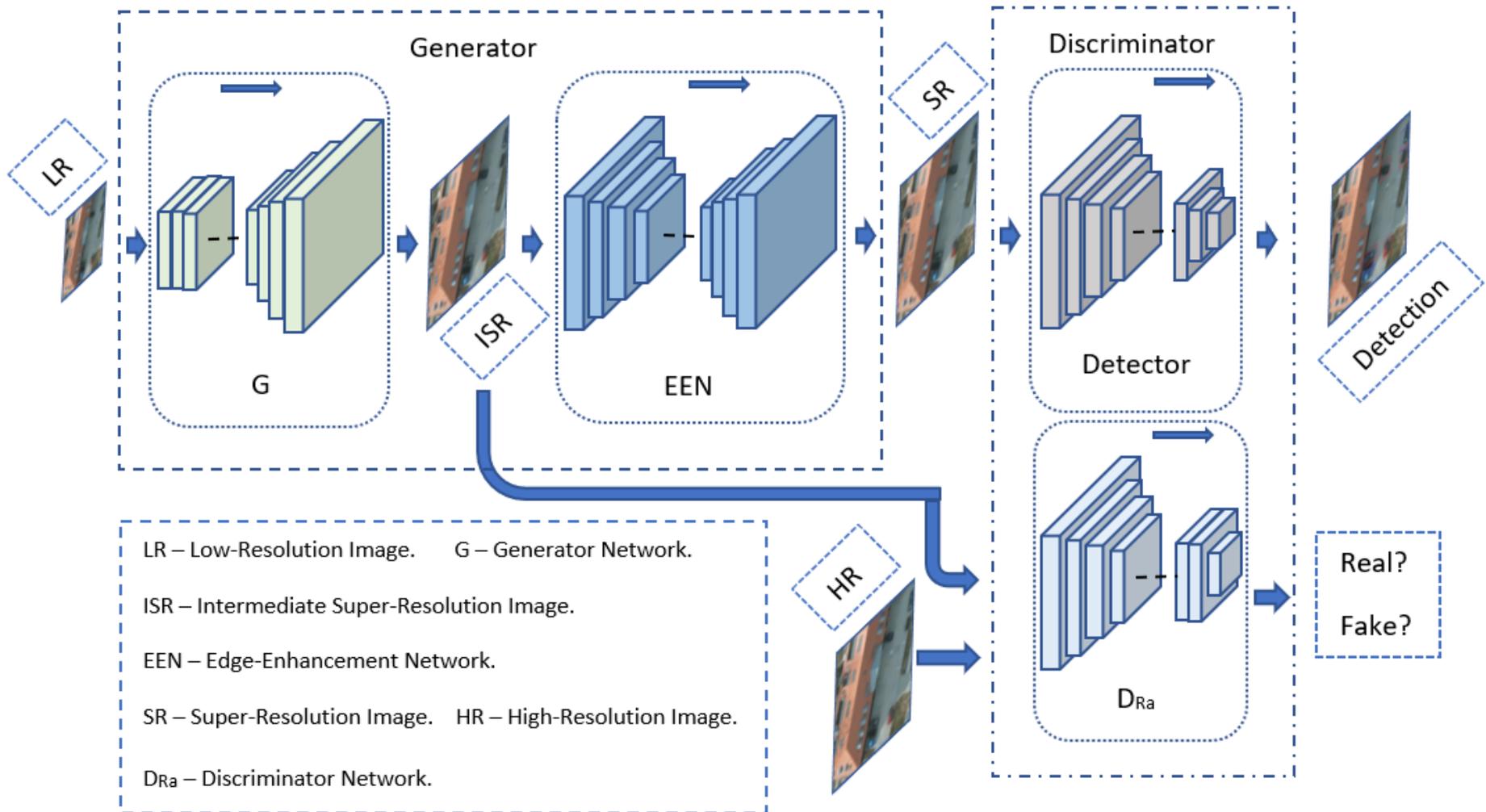
ESPCN
(27.32 дБ/0.8477)

VDSR
(28.02 дБ/0.8950)

SRGAN
(27.03 дБ/0.8554)

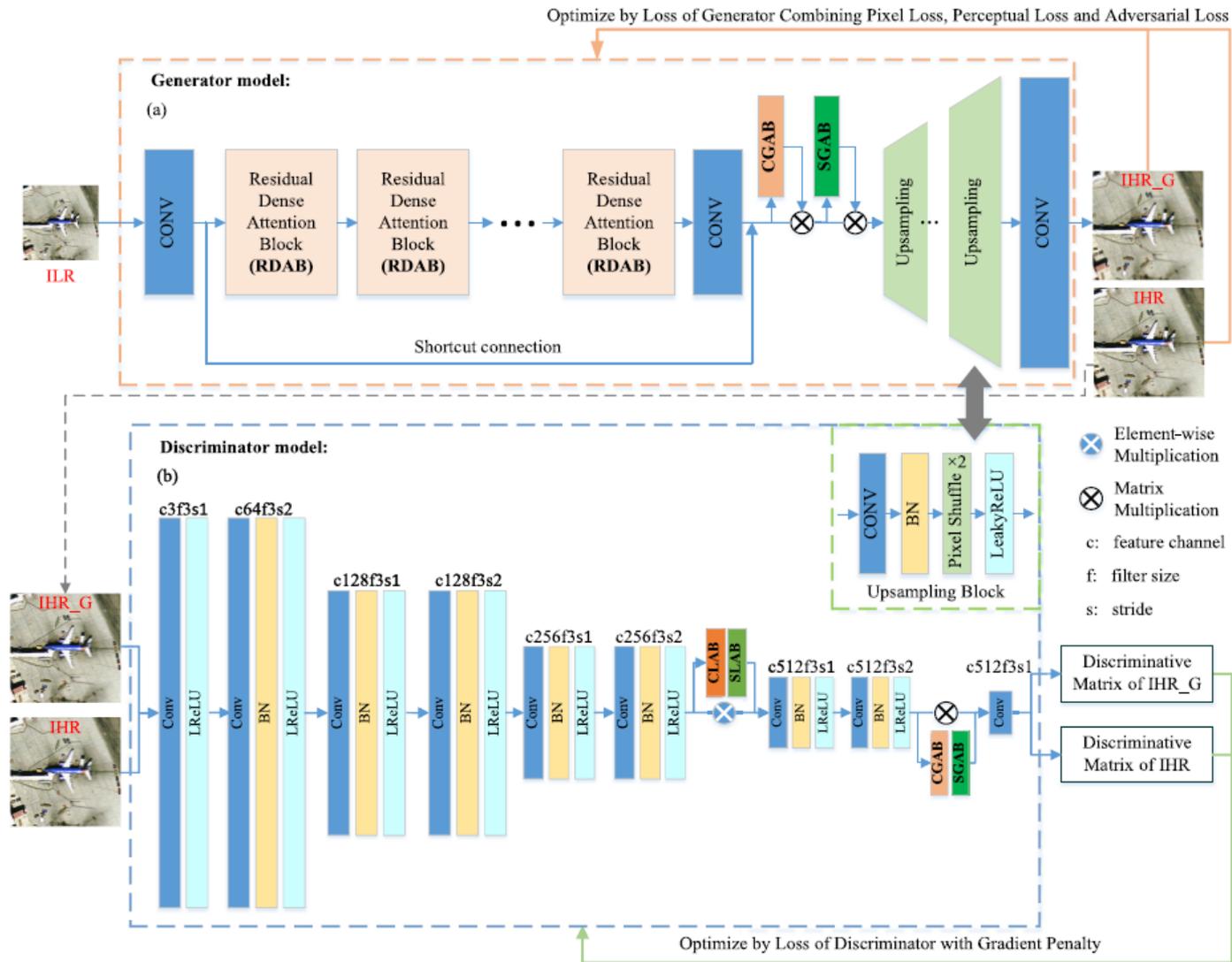
DRGAN
(28.48 дБ/0.9143)

ГСС с улучшенными контурами



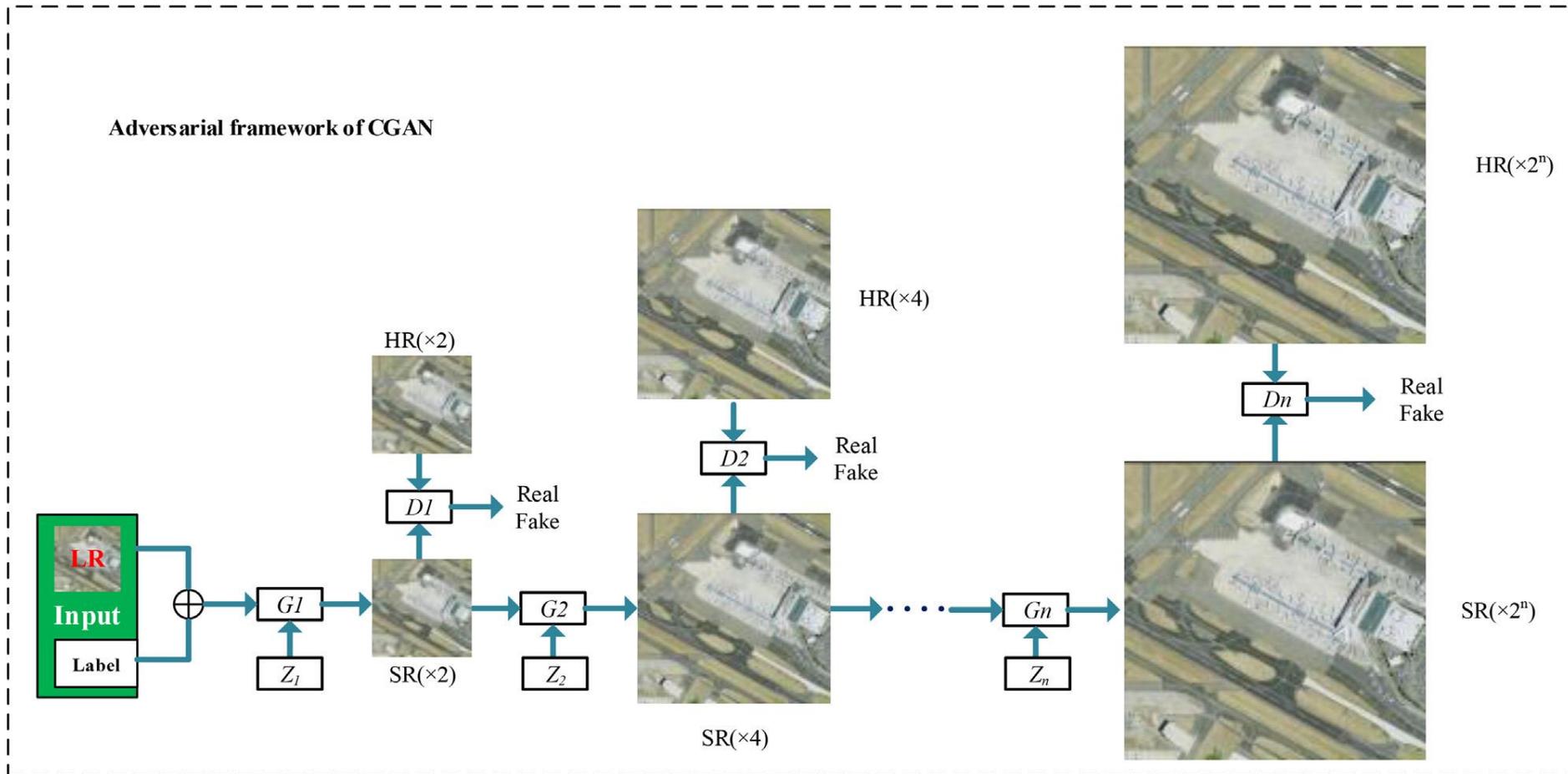
Rabbi J., Ray N., Schubert M., Chowdhury S., Chao D. Small-object detection in remote sensing images with end-to-end edge-enhanced GAN and object detector network // Remote Sensing. 2020. V. 12. N. 9. 1432.

ГСС на основе внимания

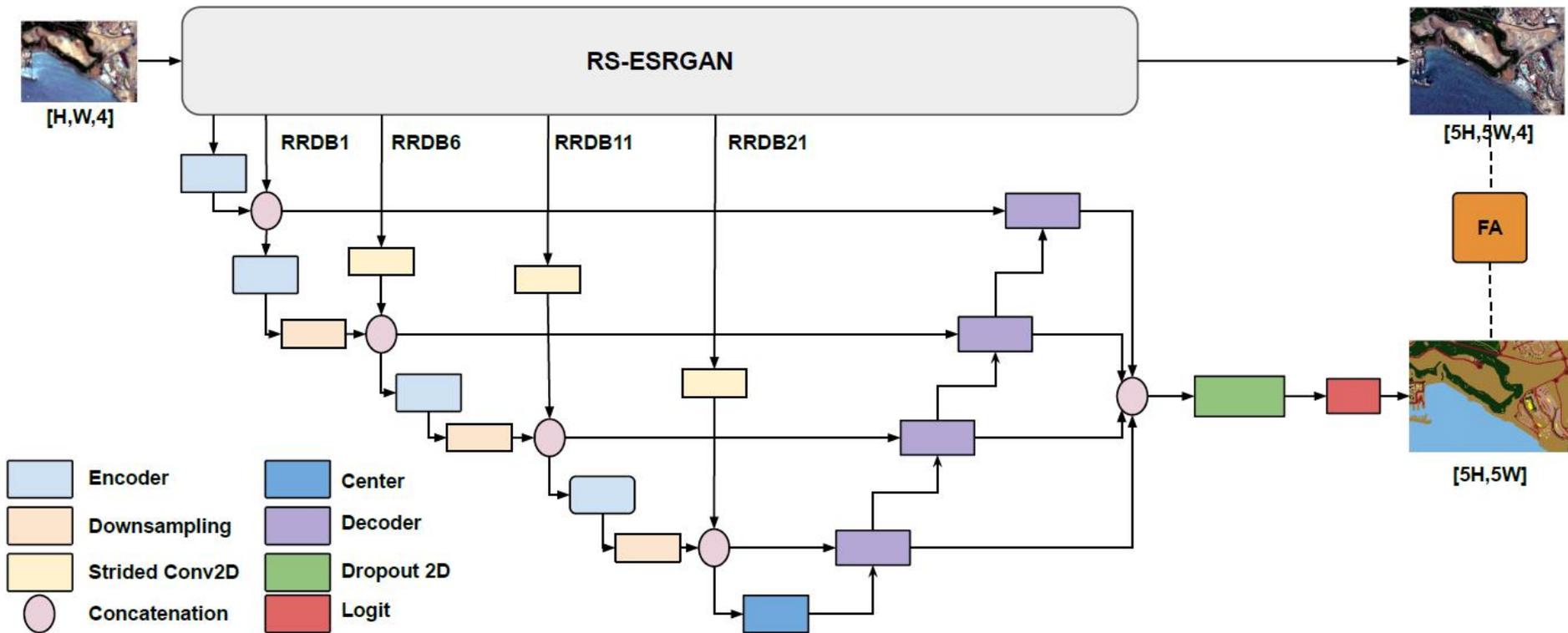


Li Y., Mavromatis S., Zhang F., Du Z., Sequeira J., Wang Z., Zhao X., Liu R. Single-image super-resolution for remote sensing images using a deep generative adversarial network with local and global attention mechanisms // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2021. V. 60. 3000224.

Каскадная ГСС

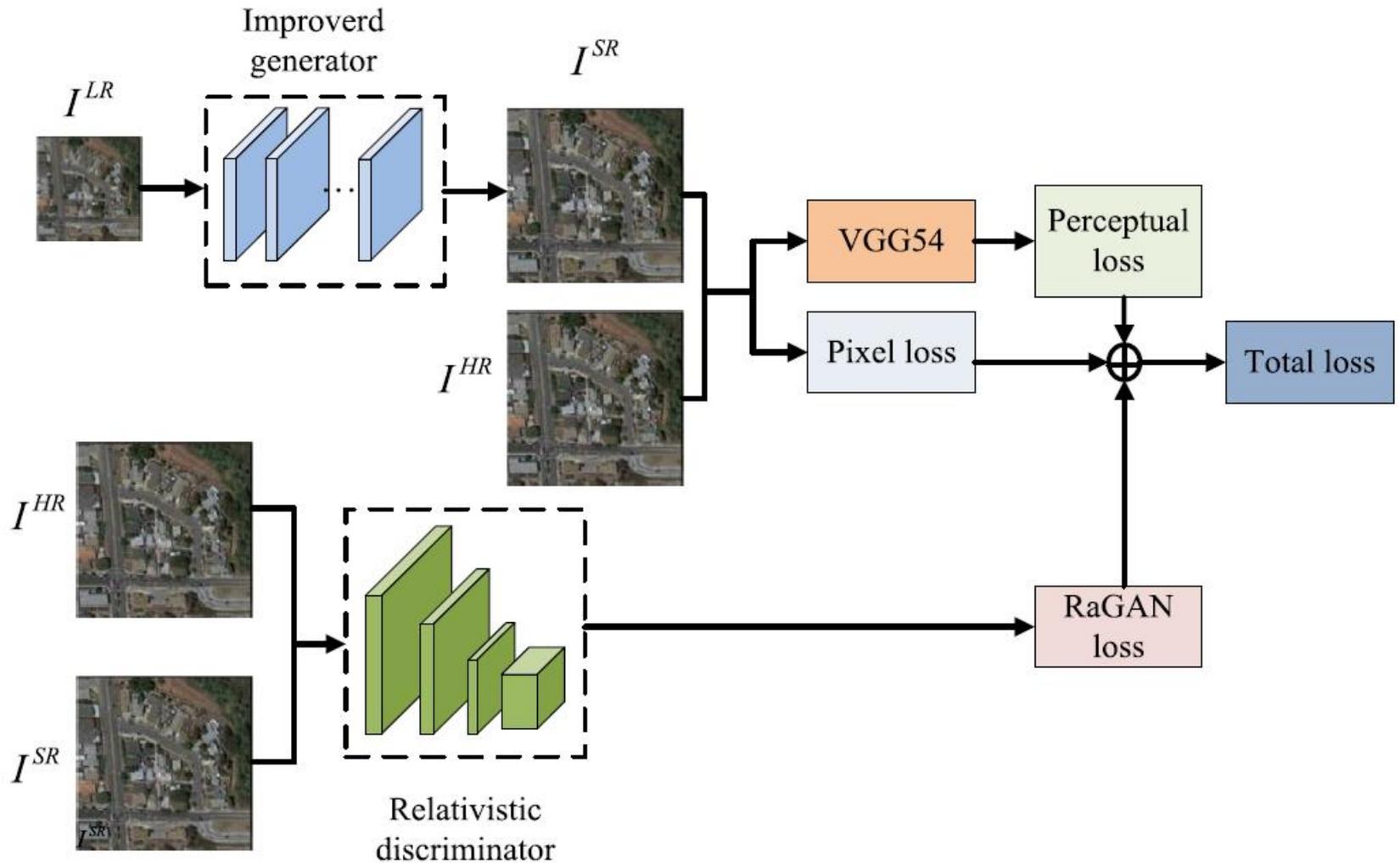


Многозадачная ГСС



Salgueiro L., Marcello J., Vilaplana V. SEG-ESRGAN: A multi-task network for super-resolution and semantic segmentation of remote sensing images // Remote Sensing. 2022. V. 14. N. 22. 5862.

ГСС с элементами реалистичности



Zhu F., Wang C., Zhu B., Sun C., Qi C. An improved generative adversarial networks for remote sensing image super-resolution reconstruction via multi-scale residual block // The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences. 2023. V. 26. P. 151-160.

Метрики оценки изображений

Базовые метрики:

- Пиковое отношение сигнала к шуму PSNR (Peak Signal-to Noise Ratio).
- Индекс SSIM (Structural SIMilarity).
- Коэффициент корреляции (Correlation Coefficient).

Метрики для оценки снимков ДЗЗ:

- SAM (Spectral Angle Mapper, картограф спектрального угла), оценивает среднее значение угла между векторами. В идеале SAM = 0.
- Индекс ERGAS (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse, безразмерная глобальная относительная ошибка синтеза) учитывает степень искажений.
- RMSE (Root Mean Square Error). RMSE используется для вычисления оценок по метрикам ERGAS и PSNR, самостоятельно не используется.
- RASE (Relative Average Spectral Error) измеряет относительную среднюю спектральную ошибку.
- Q2ⁿ (Universal Image Quality Index, универсальный индекс качества изображения) учитывает корреляцию, освещенность и контраст для мультиспектральных и гиперспектральных снимков.
- QNR (Quality Not requiring a Reference) оценивает качество полученного снимка без наличия исходного снимка.

Наборы данных

Название	Год	Краткое описание
UC Merced Land Use	2010	Содержит 21 сцену земного покрова и техногенных объектов. Каждый класс состоит из 100 изображений разрешением 256×256 и имеет пространственное разрешение около 0,3 м
WHU-RS19	2011	Получен из Google Earth, состоит из 19 сцен, всего 950 изображений (от 50 до 61 изображения в каждой категории) разрешением 600×600
RSCCN7	2015	Содержит 2800 снимков ДЗЗ из 7 сцен. Каждая сцена имеет 400 изображений из Google Earth в 4 масштабах по 100 изображений разрешением 400×400
European Cities	2010-2015	Большая коллекция общедоступных изображений WorldView-2, предоставленных Европейским космическим агентством (ЕКА)
Brazilian coffee scene	2015	Состоит из 2 сцен (кофе / без кофе), по 1438 фрагментов размером 64×64 пикселей, вырезанных из изображений спутника SPOT в штатах Бразилии
RSC11	2016	Собран из Google Earth, содержит 11 сцен городов США (по 100 изображений в сцене) разрешением 512×512 и пространственным разрешением 0,2 м
COWC	2016	Содержит 32716 изображений автомобилей из 6 наборов (Европа, Канада, Колумбия, США) разрешением 256×256

Наборы данных (продолжение)

Название	Год	Краткое описание
NWPU-RESIS45	2017	Состоит из 45 классов земной поверхности по 700 изображений в каждом классе разрешением 256×256
AID	2017	Содержит 30 классов сцен ДЗЗ. Каждый класс содержит сотни изображений с разрешением 600×600 пикселей
DIV2K	2017	Содержит 1000 естественных изображений HR и соответствующих изображений LR с масштабами ×2, ×3 и ×4
Draper	2017	Содержит 324 сцены по 5 изображений в каждой. Фотографии сделаны с самолета в разное время. Изображения HR имеют разрешение 3099×2329
DOTA	2018	Содержит 15 сцен из 2806 изображений, собранных, в основном, из Google Earth. Имеется сцены с высоким разрешением (около 4000×4000)
PeruSat-1	2019	Создан из 41 снимка со спутника PeruSat-1 в виде панхроматического (с разрешением 0,7 м) и мультиспектрального (с разрешением 2,8 м) изображений
OGST	2020	Содержит снимки ДЗЗ с пространственным разрешением 30 см из района нефтеносных песков (Канада). Содержит 1671 резервуар для хранения нефти и газа

Примеры из набора данных NWPU-RESISC45



Направления дальнейших исследований

- Методы обучения ГСС ограничиваются в настоящее время тремя стратегиями: обучением с учителем, обучением без учителя и трансферным обучением. Продвижение в этом вопросе позволит адаптировать архитектуры ГСС под конкретные приложения.
- Наиболее перспективным направлением развития архитектур ГСС можно считать архитектуры с применением специальных модулей и блоков, в частности, механизмов внимания.
- Требуется разработка новых метрик и индексов, которые бы оценивали визуальное качество реконструированных изображений с точки зрения зрительной системы человека.
- Имеющиеся наборы данных зачастую являются контентно-зависимыми, что ограничивает выбор. Не все наборы данных общего назначения содержат снимки ДЗЗ такого пространственного разрешения, которое позволяло бы решать проблему SISR с точностью, характерной для наземных снимков. Формирование больших наборов данных, содержащих снимки HR с пространственным разрешением менее 0,3 м, позволило бы более качественно выполнять обучение ГСС.

Заключение

- Модели ГСС стали одними из самых значимых достижений в области глубокого обучения за последние годы.
- Они используются во многих практических задачах ДЗЗ таких, как устранение шума, семантическая сегментация, обнаружение и классификация объектов.
- Данное исследование показало, что ГСС показывают более точные результаты относительно других методов для задачи создания снимков ДЗЗ сверхвысокого разрешения.

Библиографические ссылки

1. *Ma W., Pan Z., Guo J., Lei B.* TGAN Images based on transferred generative adversarial network // IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. 2018. IEEE: Valencia, Spain. P. 1148-1151.
2. *Jiang K., Wang Z., Yi P., Wang G., Lu T., Jiang J.* Edge-Enhanced GAN for remote sensing image superresolution // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2019. V. 57. N: 8. P. 5799-5812.
3. *Ma W., Pan Z., Yuan F., Lei B.* Super-resolution of remote sensing images via a dense residual generative adversarial network // Remote Sensing. 2019. V. 11. N. 21. P. 2578.1-2578.14.
4. *Salgueiro L.R., Marcello J., Vilaplana V.* Super-resolution of Sentinel-2 imagery using generative adversarial networks // Remote Sensing. 2020. V. 12. N. 15. P. 2424.1-2424.27.
5. *Salgueiro L., Marcello J., Vilaplana V.* SEG-ESRGAN: A multi-task network for super-resolution and semantic segmentation of remote sensing images // Remote Sensing. 2022. V. 14. N. 22. P. 5862.1-5862.28.
6. *Pineda F., Ayma V., Beltran C.* A generative adversarial network approach for super-resolution of Sentinel-2 satellite images // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2020. V. XLIII-B1-2020, 2020XXIV ISPRS Congress. Copernicus Publications: Virtual Event. P. 9-14.
7. *Li Y., Wang Y., Li B., Wu S.* Super-Resolution of Remote Sensing Images for $\times 4$ resolution without reference Images // Electronics. 2022. V. 11. N. 21. P. 3474.1-3474.21.

Библиографические ссылки (продолжение)

8. *Xiong Y., Guo S., Chen J., Deng X., Sun L., Zheng X., Xu W.* Improved SRGAN for remote sensing image super-resolution across locations and sensors // *Remote Sensing*. 2020. V. 12. N. 8. P. 1263.1-1263.22.

9. *Liu B., Li H., Zhou Y., Peng Y., Elazab A., Wang C.* A super resolution method for remote sensing images based on cascaded conditional Wasserstein GANs // *2020 IEEE 3rd International Conference on Information Communication and Signal Processing (ICICSP)*. 2020. IEEE: Shanghai, China. P. 284-289.

10. *Sun H., Wang P., Chang Y., Qi L., Wang H., Xiao D., Zhong C., Wu X., Li W., Sun B.* HRPGAN: A GAN-based model to generate high-resolution remote sensing images // *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*. 2020. V. 428. P. 012060.1-012060.10.

11. *Rabbi J., Ray N., Schubert M., Chowdhury S., Chao D.* Small-object detection in remote sensing images with end-to-end edge-enhanced GAN and object detector network // *Remote Sensing*. 2020. V. 12. N. 9. P. 1432.1-1432.25.

12. *Dou X., Li C., Shi Q., Liu M.* Super-resolution for hyperspectral remote sensing images based on the 3D attention-SRGAN network // *Remote Sensing*. 2020. V. 12. N. 7. P. 1204.1-1204.27.

13. *Li Y., Mavromatis S., Zhang F., Du Z., Sequeira J., Wang Z., Zhao X., Liu R.* Single-image super-resolution for remote sensing images using a deep generative adversarial network with local and global attention mechanisms // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2021. V. 60. P. 3000224.1-3000224.24.

Библиографические ссылки (продолжение)

14. *Jia S., Wang Z., Li Q., Jia X., Xu M.* Multi-attention generative adversarial network for remote sensing image super-resolution // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. V. 60. P. 5624715.1-5624715.12.
15. *Guo D., Xia Y., Xu L., Li W., Luo X.* Remote sensing image super-resolution using cascade generative adversarial nets // *Neurocomputing*. 2021. V. 443. P. 117-130.
16. *Moustafa, M.S., Sayed, S.A.* Satellite imagery super-resolution using squeeze-and-excitation-based GAN // *Int. J. Aeronaut. Space Sci.* 2021. V. 22. P. 1481-1492.
17. *Wang J., Shao Z., Lu T., Huang X., Zhang R., Wang Y.* Unsupervised remoting sensing super-resolution via migration image prior // *2021 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. 2021. IEEE: Shenzhen, China. P. 1-6.
18. *Gong Y., Liao P., Zhang X., Zhang L., Chen G., Zhu K., Tan X., Lv Z.* Enlighten-GAN for super resolution reconstruction in mid-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*. 2021. V. 13. N. 6. P. 1104.1-1104.16.
19. *Xu, Y., Luo W., Hu A., Xie Z., Xie X., Tao L.* TE-SAGAN: An improved generative adversarial network for remote sensing super-resolution images // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. N. 10. P. 2425.1-2425.17.
20. *Zhang Z., Tian Y., Li J., Xu Y.* Unsupervised remote sensing image super-resolution guided by visible images // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. N. 6. P. 1513.1-1513.22.
21. *Guo M., Zhang Z., Liu H., Huang Y.* NDSRGAN: A novel dense generative adversarial network for real aerial imagery super-resolution reconstruction // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. N. 7. P. 1574.1-1574.23.

Библиографические ссылки (продолжение)

22. *Yu B., Lei B., Guo J., Sun J., Li S., Xie G.* Remote sensing image super-resolution via residual-dense hybrid attention network // *Remote Sensing*. 2022. V. 14. N. 22. P. 5780.1-5780.19.

23. *Zhao J., Ma Y., Chen F., Shang E., Yao W., Zhang S., Yang J.* SA-GAN: A second order attention generator adversarial network with region aware strategy for real satellite images super resolution reconstruction // *Remote Sensing*. 2023. V. 15. N. 5. P. 1391.1-1391.26.

24. *Zhu F., Wang C., Zhu B., Sun C., Qi C.* An improved generative adversarial networks for remote sensing image super-resolution reconstruction via multi-scale residual block // *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*. 2023. V. 26. P. 151-160.

25. *Qiu Z., Shen H., Yue L., Zheng G.* Cross-sensor remote sensing imagery super-resolution via an edge-guided attention-based network // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2023. V. 199. P. 226-241.

Спасибо за внимание
Ваши вопросы