

ПОВЫШЕНИЕ ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ГЕНЕРАТИВНЫХ НЕЙРОСЕТЕЙ И КЛАССИЧЕСКИХ МЕТОДОВ

Мурынин А.Б. (1,2),

Игнатьев В.Ю. (1),

Трекин А.Н. (2),

Матвеев И.А. (1)

(1) Федеральный исследовательский центр "Информатика и
управление" РАН (ФИЦ ИУ РАН), Москва, РФ

(2) НИИ "АЭРОКОСМОС", Москва, РФ

**Работа выполнена при поддержке Минобрнауки России
(уникальный идентификатор проекта RFMEFI60719X0312)**

**ПНИЭР
«РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ ПОВЫШЕНИЯ
ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ АЭРОКОСМИЧЕСКИХ
ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ МОНИТОРИНГА ОБЪЕКТОВ
ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА»**

*Объект исследования – спутниковые изображения
Предмет исследования – методы и технологии
улучшения качества изображений, 3D моделирования и
его автоматизации.*

*Получатель гранта – ФИЦ ИУ РАН
Соисполнитель – НИИ «АЭРОКОСМОС»
Индустриальный партнер – АО «НИИАС»*

ТЕЗИС

РАЗРАБОТАНЫ МЕТОД, АЛГОРИТМ И ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ПРОГРАММНЫЙ МОДУЛЬ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ХОЗЯЙСТВЕННОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ. ОСОБЕННОСТЬ РАЗРАБОТАННОЙ ПРОГРАММЫ ЗАКЛЮЧАЕТСЯ В ОБЪЕДИНЕНИИ СОВРЕМЕННЫХ ПОДХОДОВ НА ОСНОВЕ ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И КЛАССИЧЕСКИХ ВЕРОЯТНОСТНЫХ МЕТОДОВ ДЛЯ СИНТЕЗА КАНАЛОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ ПРИ ПАНШАРПЕНИНГЕ. ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ИСПОЛЬЗУЮТСЯ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ ОПОРНОГО ПАНХРОМАТИЧЕСКОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ. ЗАТЕМ ДЕЛАЕТСЯ СЛИЯНИЕ ОПОРНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ПОВЫШЕННОГО ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ С МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫМИ КАНАЛАМИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КЛАССИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ПАНШАРПЕНИНГА, ТАКИХ КАК МЕТОД ИНС, МЕТОД ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЙ, МЕТОД ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ, ВЕРОЯТНОСТНЫЙ МЕТОД С ЗАДАНЫМИ ПАРАМЕТРАМИ. ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ ПРИМЕНЯЮТСЯ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ РАЗРЕШЕНИЯ СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОПРЕДЕЛЕННОГО КЛАССА БЕЗ ПРИВЛЕЧЕНИЯ ДОПОЛНИТЕЛЬНЫХ ДАННЫХ. ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ПОЛУЧАЕМЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПОВЫШЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ ПРОВОДИТСЯ ОТНОШЕНИЕМ СИГНАЛ/ШУМ И МЕРОЙ СТРУКТУРНОГО СХОДСТВА. НА ОСНОВЕ ИЗВЕСТНЫХ ФУНКЦИЙ ПОТЕРЬ, ИСПОЛЬЗУЕМЫХ В ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ, ПОЛУЧЕНА ФУНКЦИЯ ПОТЕРЬ, СПЕЦИФИЧНАЯ ДЛЯ РЕШАЕМОЙ ЗАДАЧИ. ОБУЧЕНИЕ И ТЕСТИРОВАНИЕ ПРОВОДЕНО НА ПРИМЕРЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ, ПРИЧЕМ ВЫБОРКА ПРЕДСТАВЛЯЕТ ОКОЛО 78 КМ ЖЕЛЕЗНЫХ ДОРОГ МОСКОВСКОГО РЕГИОНА.

ЗАДАЧИ ПРОЕКТА

- ▶ Практически полезные задачи, которые могут быть решены в ходе проекта:
- ▶ Повышение разрешения более дешевых данных (Ресурс-П, Канопус) для того, чтобы с их помощью можно было решать задачи, которые сейчас решаются по данным WorldView или GeoEye. Рассматриваются варианты как паншарпенинга (слияния каналов), так и повышения разрешения без опорных данных, на основе синтеза.
- ▶ Повышение пространственного разрешения имеющихся данных, превышающее качество стандартных решений поставщика данных (Ресурс-П, COMPSAT) или позволяющий отказаться от закупки стороннего ПО (PLEIADES). При этом требуется субпиксельная точность привязки каналов
- ▶ Получение трехмерных моделей на основе данных повышенного разрешения
 - ▶ получить данные об объектах на снимке с учетом их высоты над уровнем земли" Будут использоваться как нейросетевые, так и классические подходы.

Для решения задач создается макет исследовательского программного комплекса повышения качества изображений (МПК)

КОНЦЕПЦИЯ МПК

Поиск наиболее перспективных методов повышения пространственного разрешения аэрокосмических изображения для мониторинга объектов железнодорожного транспорта

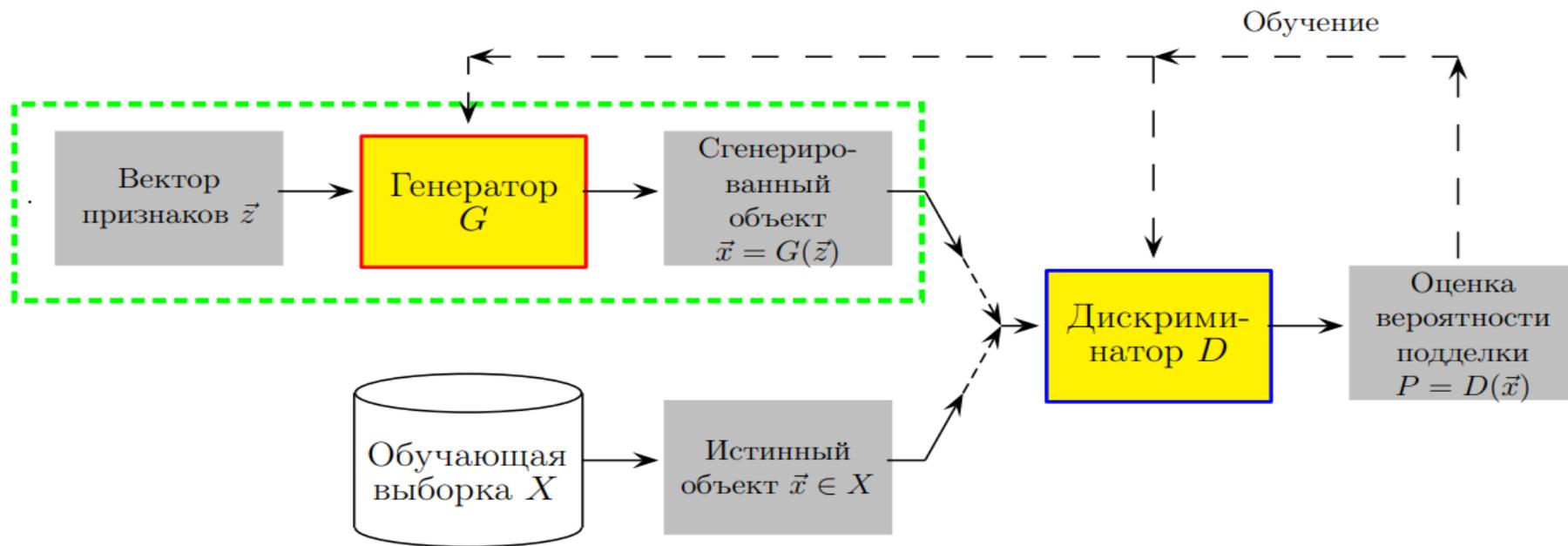
Две группы методов по принципу использования входных изображений –

- 1.методы слияния изображений (паншарпенинг)
- 2.методы суперразрешения, не требующие дополнительной информации о деталях изображения

Необходимо построение комплексного алгоритма, объединяющего достоинства обоих подходов для расширения границ применимости

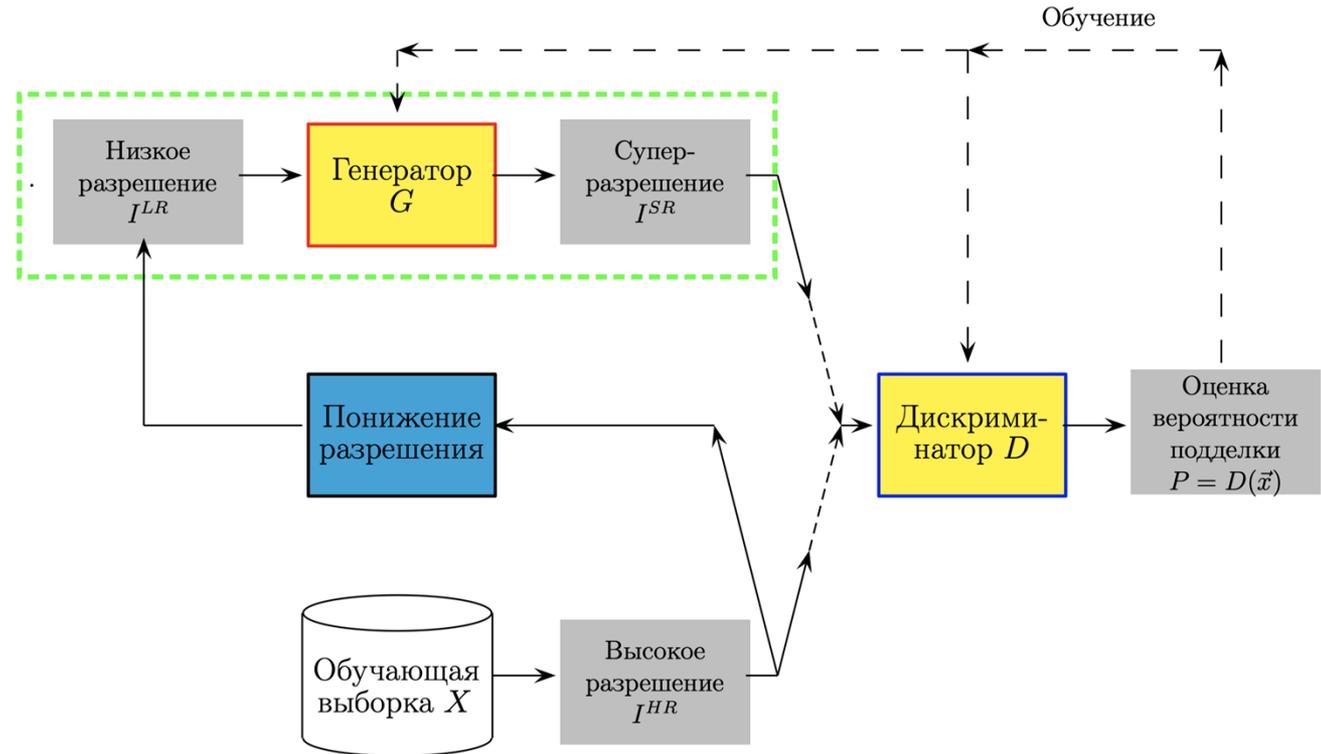
В МПК реализованы, с возможностью выбора оператором, в том числе следующие алгоритмы паншарпенинга: Intensity-Hue-Saturation (IHS), метод Вейвлет-преобразований, метод главных компонент, оригинальные методы, разработанные в ходе проекта.

ГСН В ЗАДАЧЕ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ



Генеративно-сопоставительная сеть (ГСН_ (Generative adversarial network, GAN) — алгоритм машинного обучения без учителя, построенный на комбинации из двух нейронных сетей, одна из которых (сеть G) генерирует образцы, а другая (сеть D) старается отличить правильные образцы от неправильных.

ОБУЧЕНИЕ ГСН В ЗАДАЧЕ ПОВЫШЕНИЯ РАЗРЕШЕНИЯ



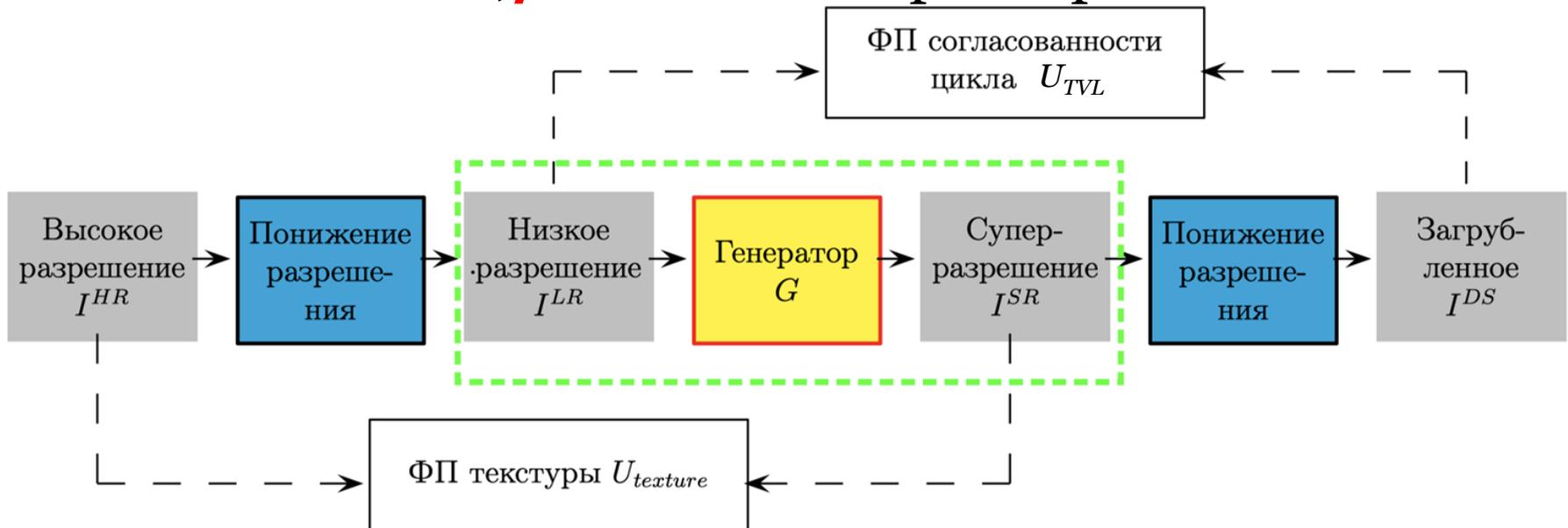
$$\min_{\theta_G} \max_{\theta_D} V(G, D)$$

$$V(G, D) = \mathbb{E}_{p(\vec{x})} [\log D(\vec{x})] + \mathbb{E}_{p(\vec{z})} [\log \{1 - D(G(\vec{z}))\}]$$

Специализированные функции потерь для обучения ГСН

$$U = V(G,D) + \alpha * U_{TVL} + \beta * U_{texture},$$

α, β - целевые параметры



ИССЛЕДУЕМЫЕ ФУНКЦИИ ПОТЕРЬ

Функция потерь в машинном обучении является мерой того, насколько точно ваша модель способна предсказать ожидаемый результат, т.е. основную правду.

Функция потерь примет в качестве входных данных два элемента: выходное значение нашей модели и ожидаемое истинное значение. Выход функции потерь называется потерей что является показателем того, насколько хорошо наша модель справилась с прогнозированием результата.

Высокое значение потери означает, что наша модель работает очень плохо. Низкое значение потерь означает, что наша модель работает очень хорошо.

- **Функция потерь текстуры**

$$l_{text}(\hat{I}, I; \phi, l) = \frac{1}{c_i^2} \sqrt{\sum_{i,j} (G_{ij}^{(l)}(\hat{I}) - G_{ij}^{(l)}(I))^2}$$

$$G_{ij}^{(l)}(I) = \text{vec}(\phi_i^{(l)}(I)) \cdot \text{vec}(\phi_j^{(l)}(I))$$

- **Функция потерь согласованности цикла**

$$l_{cycle}(\hat{I}, I) = \frac{1}{hwc} \sqrt{\sum_{i,j,k} (\hat{I}_{i,j,k} - I_{i,j,k})^2}$$

- **Функция потерь общих изменений**

$$l_{tv}(I) = \frac{1}{hwc} \sum_{i,j,k} \sqrt{(I_{i,j+1,k} - I_{i,j,k})^2 + (I_{i+1,j,k} - I_{i,j,k})^2}$$

МЕРЫ КАЧЕСТВА

- **Пиковое отношение сигнала к шуму:**

$$PSNR(I, \hat{I}) = 10 \cdot \lg\left(\frac{L^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (I(i) - \hat{I}(i))^2}\right)$$

- **Индекс структурного сходства:**

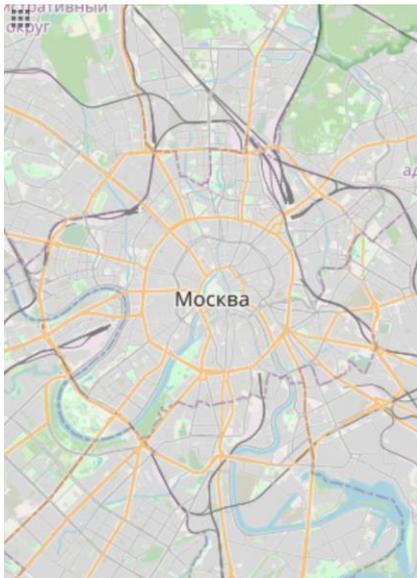
$$SSIM(I, \hat{I}) = \frac{(2\mu_I\mu_{\hat{I}}+c_1)(2\sigma_I\sigma_{\hat{I}}+c_2)}{(\mu_I^2+\mu_{\hat{I}}^2+c_1)(\sigma_I^2+\sigma_{\hat{I}}^2+c_2)}$$

$$C_l(I, \hat{I}) = \frac{2\mu_I\mu_{\hat{I}}+c_1}{\mu_I^2+\mu_{\hat{I}}^2+c_1}, \quad C_c(I, \hat{I}) = \frac{2\sigma_I\sigma_{\hat{I}}+c_2}{\sigma_I^2+\sigma_{\hat{I}}^2+c_2}$$

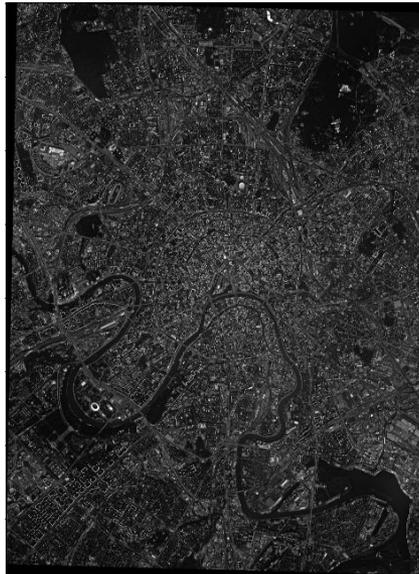
яркость

контраст

ОБУЧАЮЩАЯ ВЫБОРКА

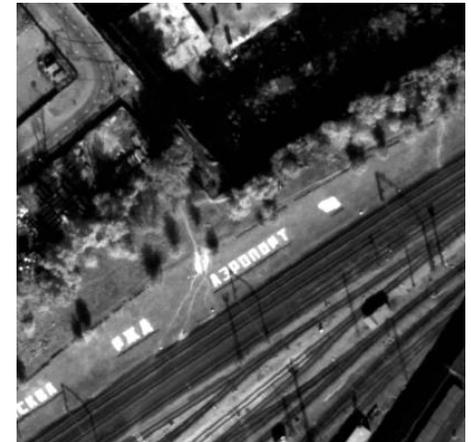


1. OpenStreepMaps -
выгрузка карты
Москвы



2. QGIS -
разметка ж/д
области и
генерация точек

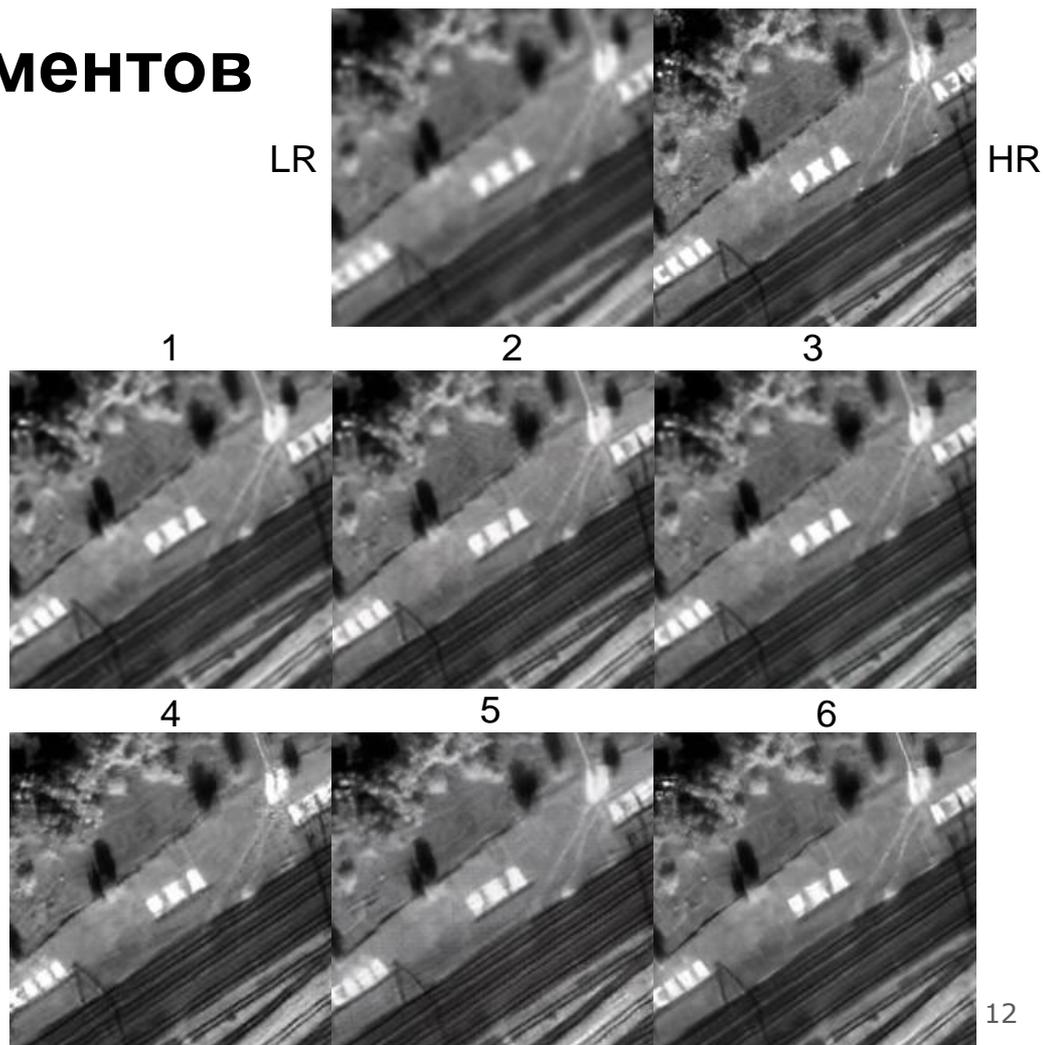
$N = 10\ 000$



3. Нарезка
изображений

Результаты экспериментов

Модель	PSNR	SSIM
1. SRGAN - только пиксельная ф.п.	27.57	0.8139
2. SRGAN	27.14	0.8141
3. SRGAN + ф.п. общих изменений	27.15	0.8012
4. ESRGAN	25.09	0.7464
5. ESRGAN + ф.п. согласованности цикла	25.35	0.7540
6. ESRGAN + ф.п. текстуры	25.34	0.7620



ОЦЕНКА ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ КОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

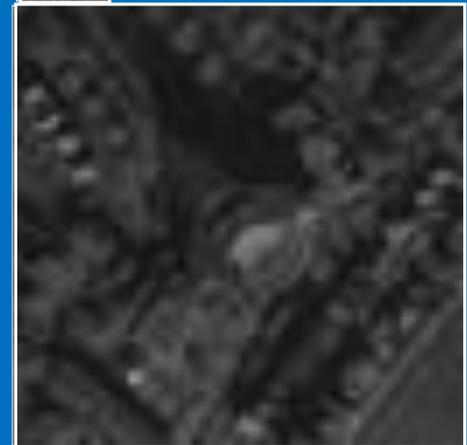
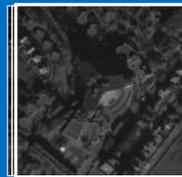
Пространственное разрешение определяется плотностью пикселей в изображении и измеряется в пикселях на единицу площади.

Как оценить качество повышения разрешения:

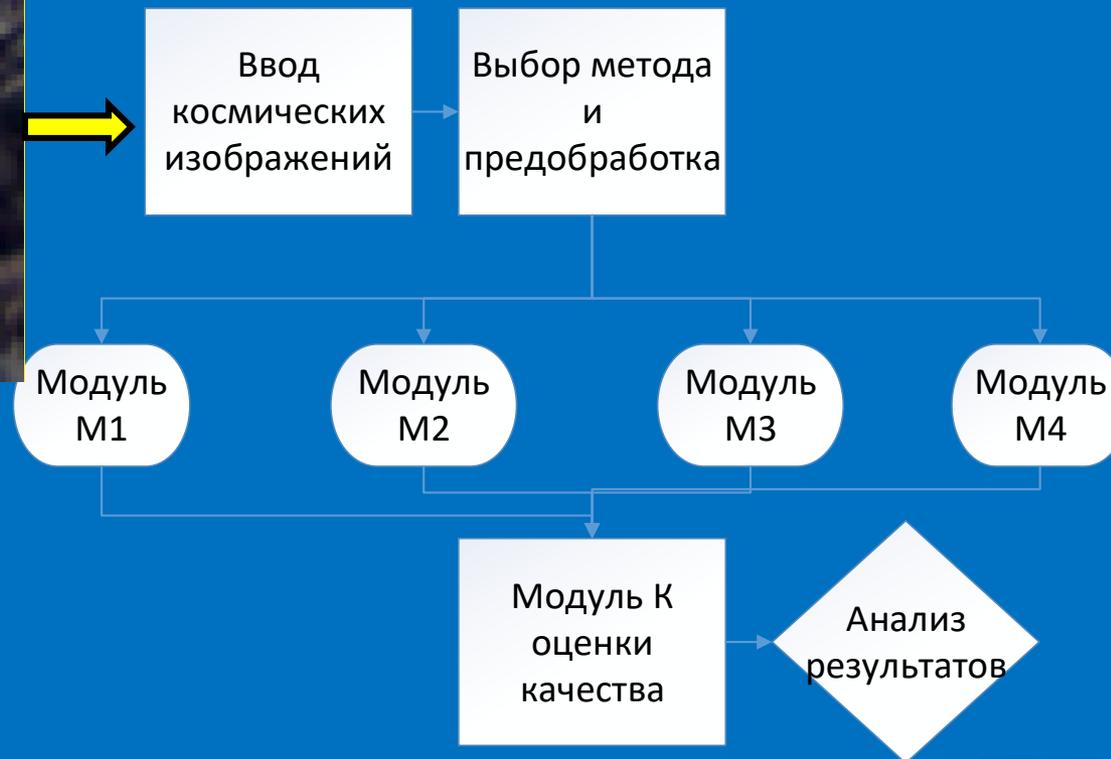
Плотность пикселей + Визуальный анализ+ количественные критерии по ТЗ

(уровень стохастических шумов PSNR , степень структурного сходства SSIM)

Критерии для проверки визуального качества:
сохранение спектральных особенностей изображения,
проверка резкости границ объектов,
отсутствие артефактов.



ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ ПРОГРАММНЫХ МОДУЛЕЙ В СОСТАВЕ МПК



ВЕРОЯТНОСТНЫЙ МЕТОД ПОВЫШЕНИЯ РАЗРЕШЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

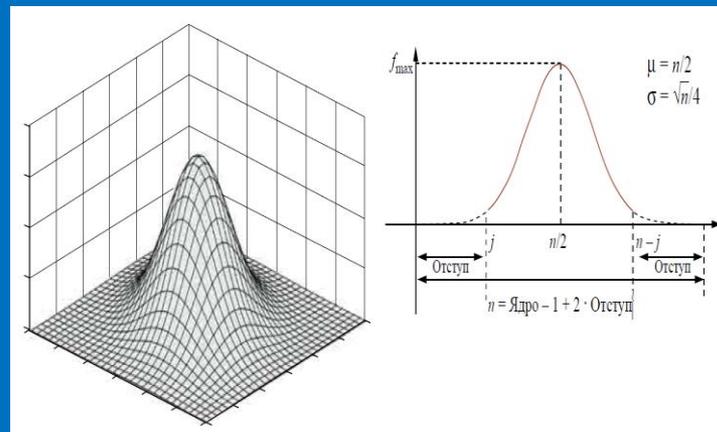
В основе метода лежат два свойства:

- свойство пространственной локальности объектов в пространстве изображения (две соседних области более вероятно принадлежат одному объекту, чем две удаленные);
- схожесть значений яркости пикселей в спектральных каналах пространственно близких областей в случае принадлежности одному объекту.



$$I_m^r(x) = \hat{I}_m^r(x) I_p(x)$$

$$\left\langle P \left(\hat{I}_m^r \mid I_m, I_p \right) \right\rangle_{x_i} = \frac{\sum_{j \in \Omega} \hat{I}_m(x_j) \omega(i, j)}{\sum_{j \in \Omega} \omega(i, j)}$$



ОПТИМАЛЬНЫЕ ПАРАМЕТРЫ АЛГОРИТМОВ ПРИ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЙ ОТРАБОТКЕ АЛГОРИТМОВ

РЕШАЕТСЯ ЗАДАЧА ОПТИМИЗАЦИИ

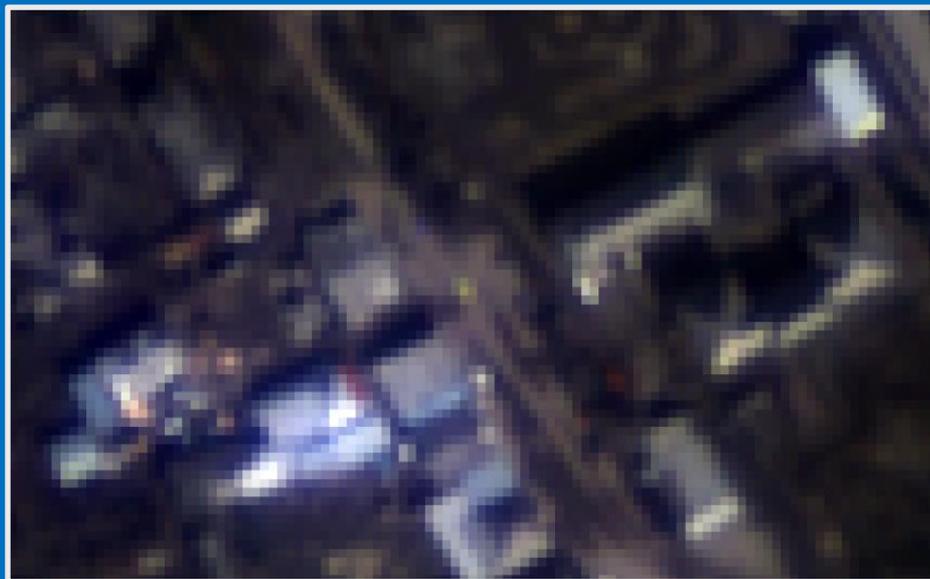
$$(k_{opt}, t_{opt}) = \underset{k \in K, t \in T}{\operatorname{argmin}} f(I_{et}, I_{res}(k, t))$$

**ВХОДНЫЕ ИЗОБРАЖЕНИЯ РАЗДЕЛЕНЫ НА НЕСКОЛЬКО
КЛАССОВ В ЗАВИСИМОСТИ ОТ РАЗМЕРА, ИСТОЧНИКА И
ХАРАКТЕРА ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ.**

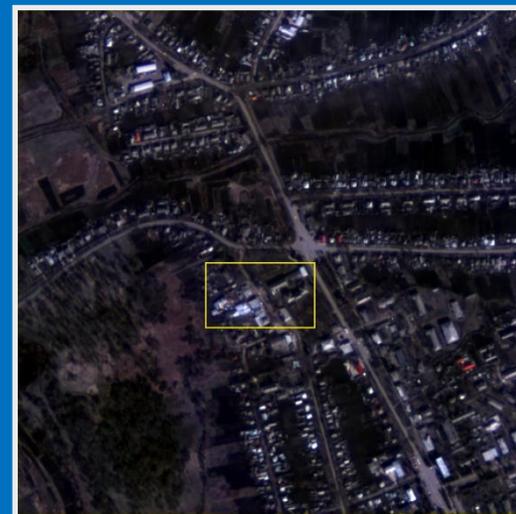
**ИСТОЧНИКИ: GEOEYE-1, IKONOS-2 , WORLDVIEW-3 , RESURS-P
ПОДСТИЛАЮЩИЕ ПОВЕРХНОСТИ:**

- **ГОРОДСКИЕ КВАРТАЛЫ**
- **СЕЛЬСКАЯ МЕСТНОСТЬ**
- **ГОРНАЯ ПОВЕРХНОСТЬ**

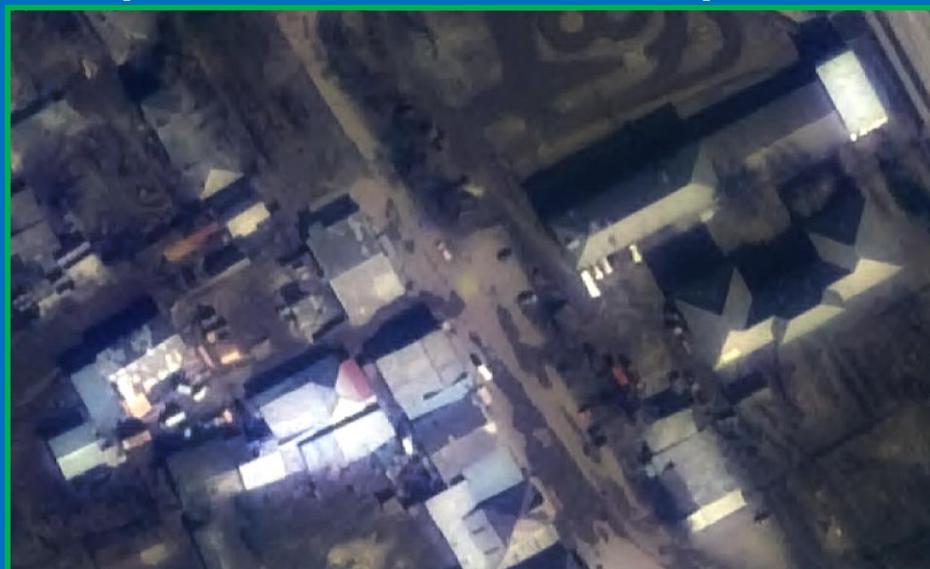
ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА КОСМИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ



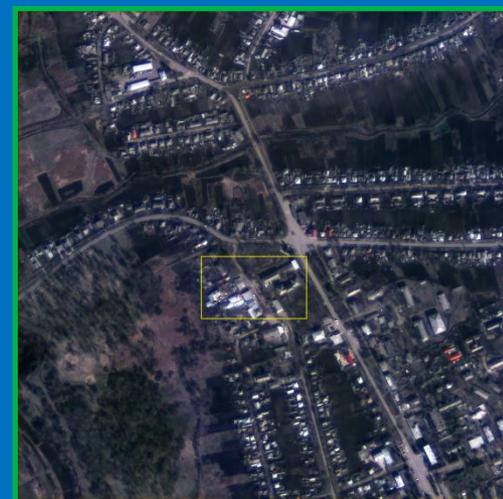
Фрагмент исходного изображения



Исходное изображение



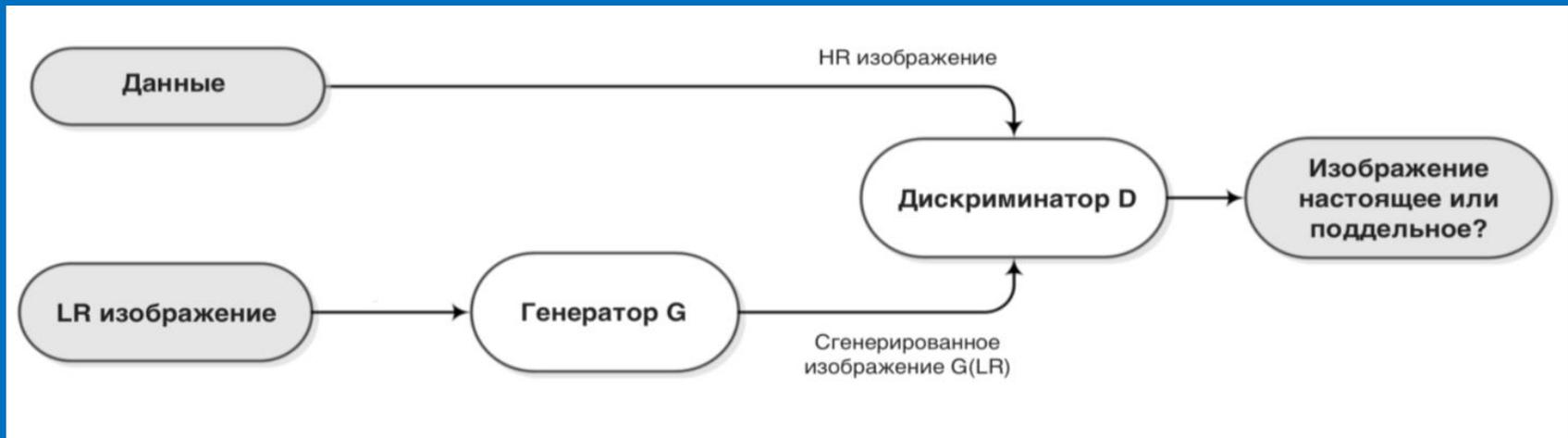
Фрагмент улучшенного изображения



Улучшенное изображение
(повышение разрешения в 6 раз)

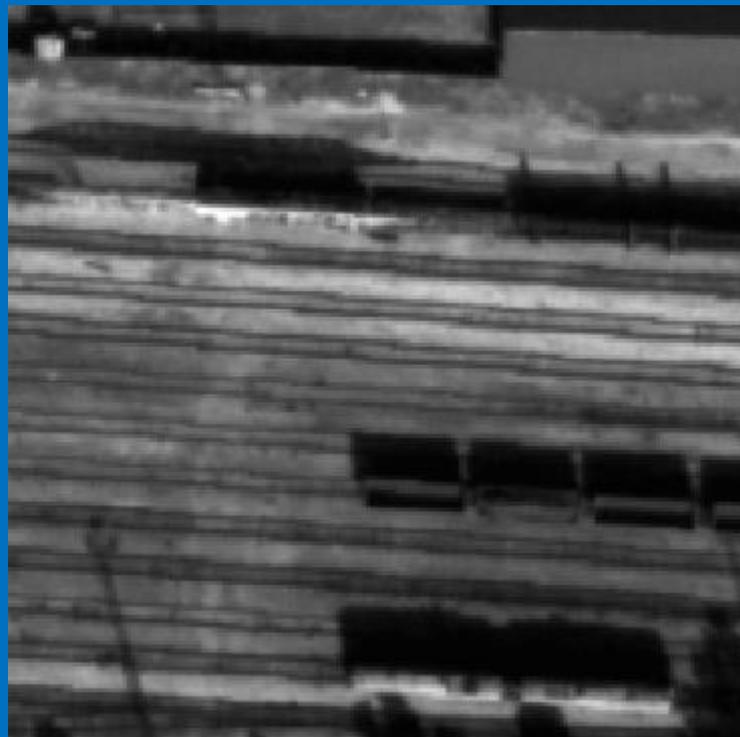
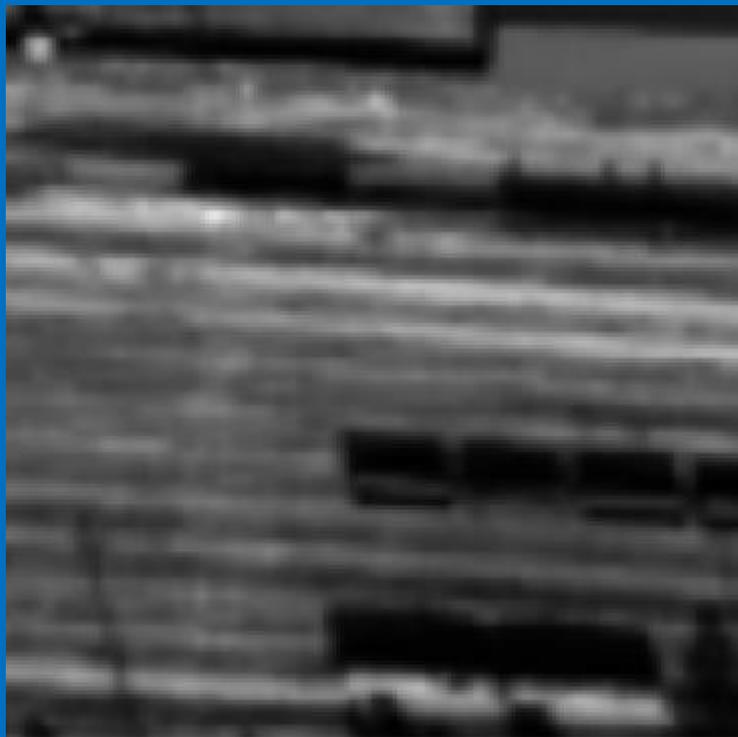
СОЗДАНИЕ МПК-GAN

Генеративно-сопоставительные нейронные сети для задачи повышения качества спутниковых изображений субметрового пространственного разрешения.



Задачей генератора G является формирование изображений объектов, схожих с изображениями из обучающих данных. Задача дискриминатора D – отличать реальные изображения от сгенерированных. Генератор пытается увеличить вероятность ошибки дискриминатора, генерируя объекты из все более сложного распределения.

ПРИМЕР РАБОТЫ МПК-GAN



ПРИМЕНЕНИЕ МПК-GAN

Построение комплексного алгоритма на примере данных КА РЕСУРС:

1. Улучшение разрешения панхроматического канала с 0.7 м до 0.4 м с помощью МПК-GAN

2. **Комплексирование улучшенного изображения с мультиспектральными каналами**

3. **Выполнение слияния улучшенного изображения с мультиспектральными каналами**

Спасибо за внимание !

Мурынин Александр Борисович

+7 903 1074591