

Доклад

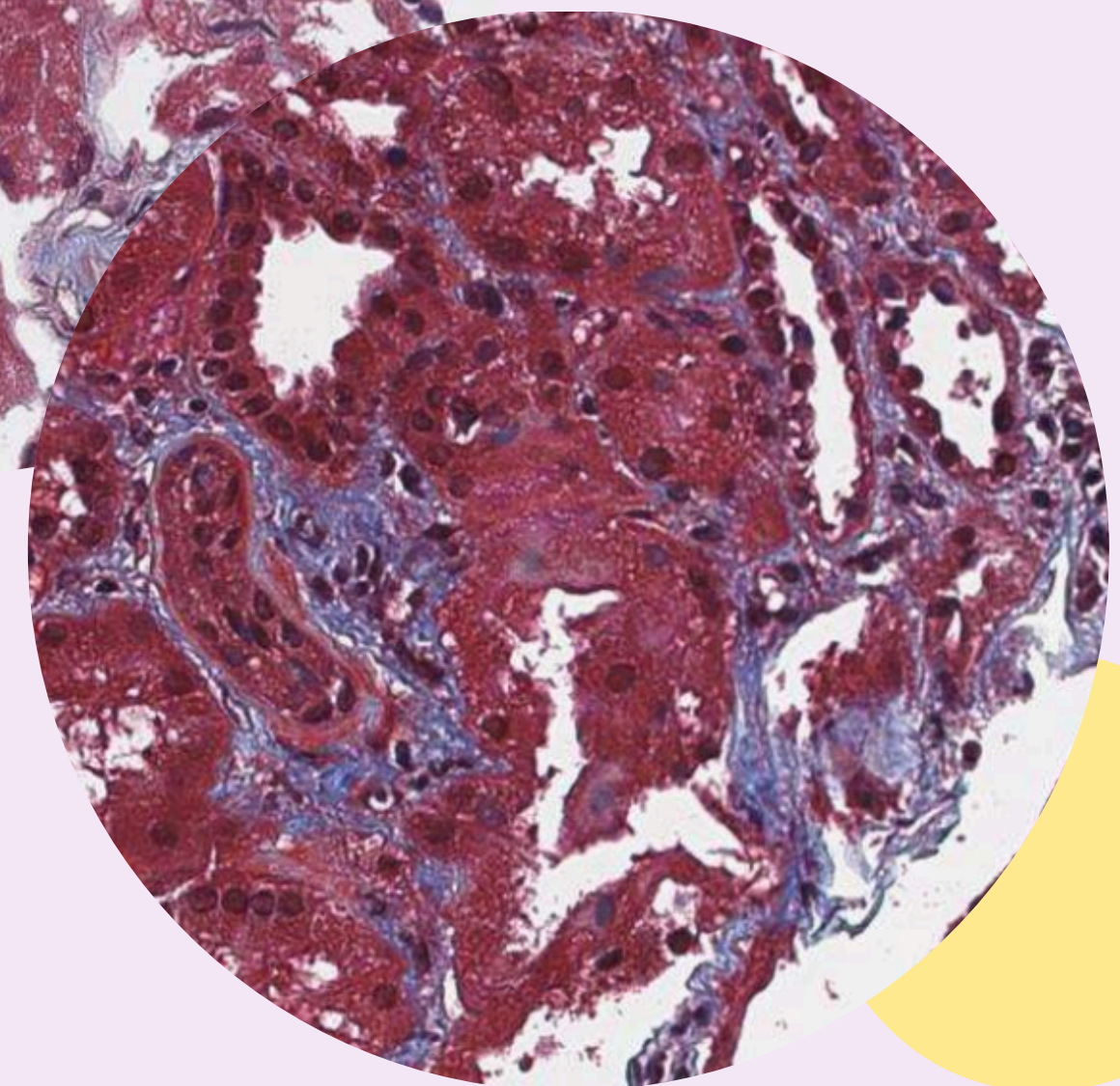
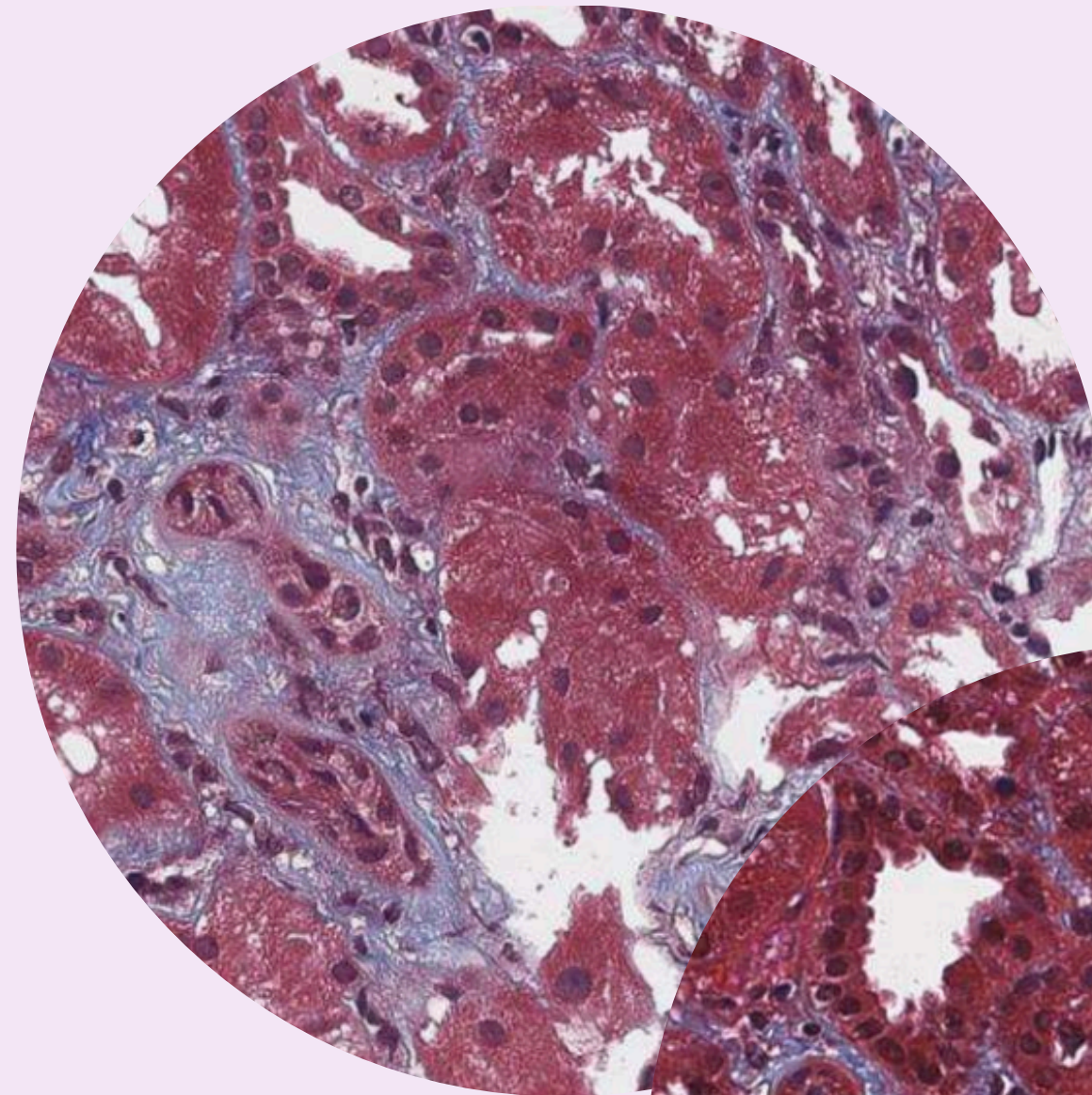
Нейросетевой перенос
стиля в задачах
гистопатологии

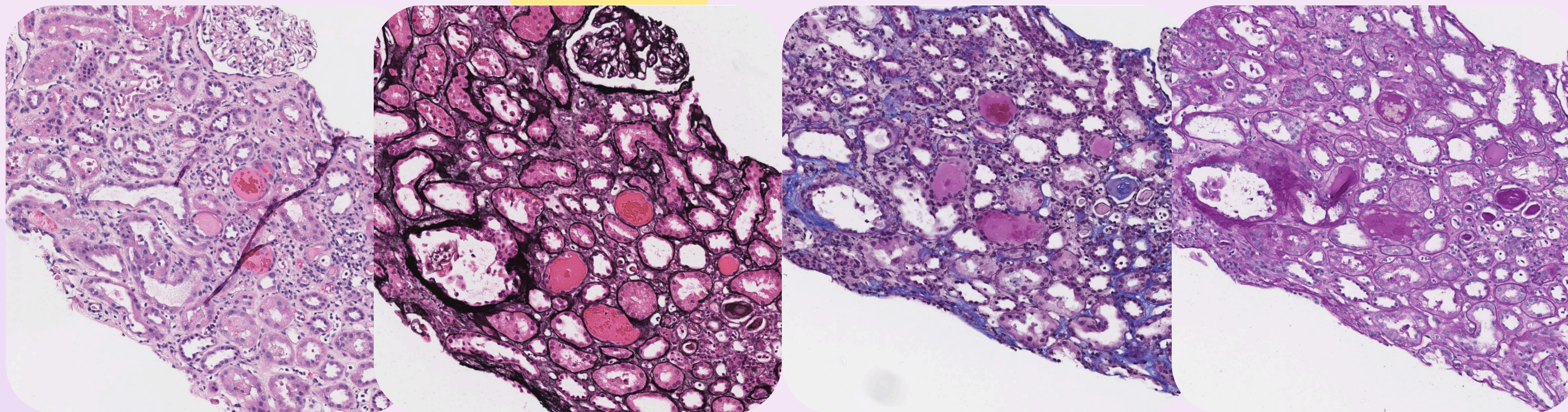
авторы:

Дорогова София, Халин Алексей

ИППИ РАН, МФТИ

04.04.25



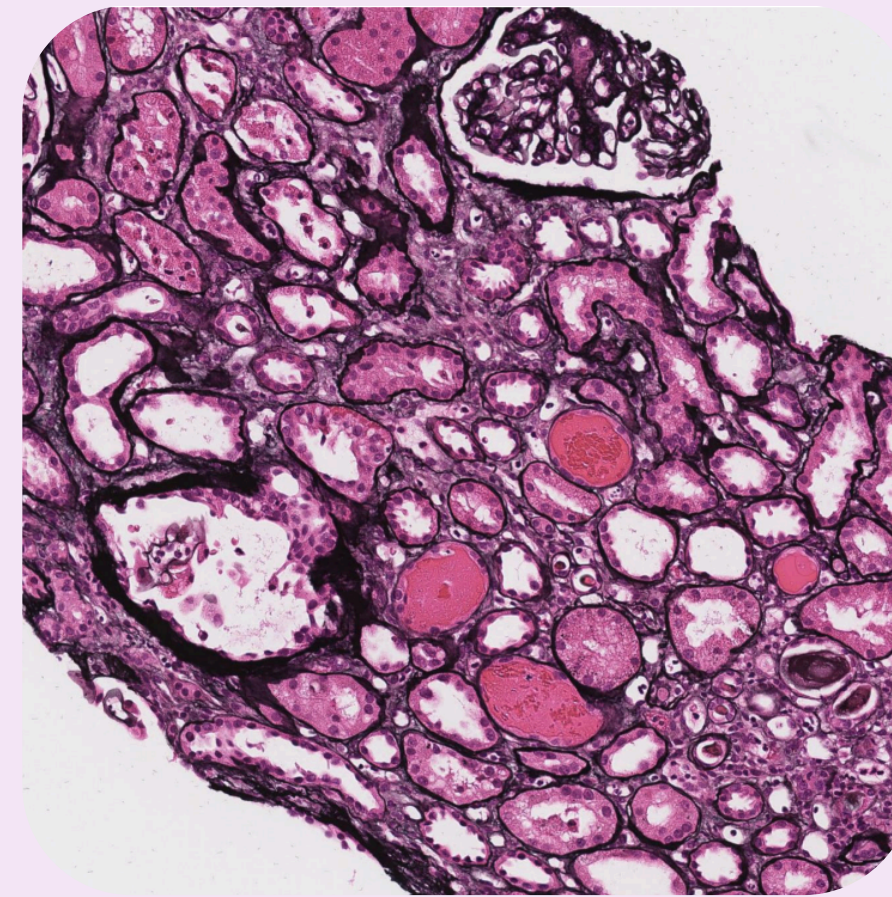
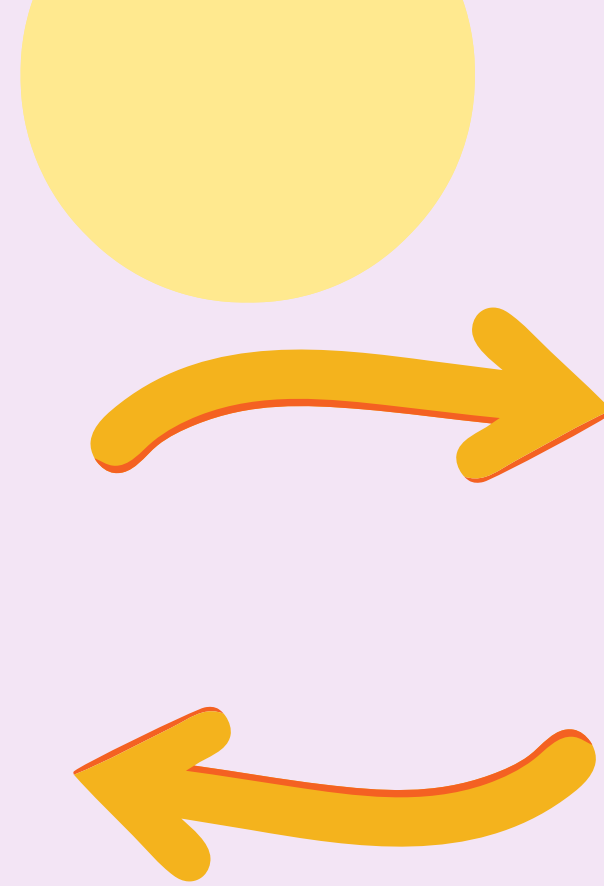
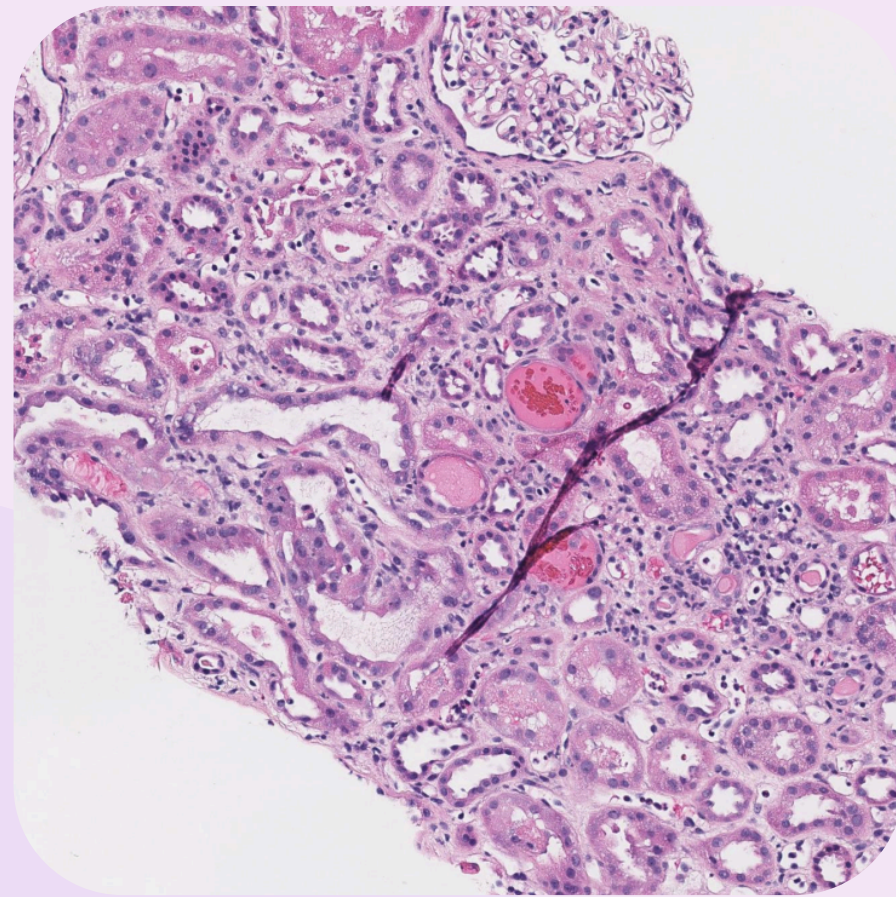


Проблема

Получение специальных гистологических анализов требует значительные затраты времени и ресурсов.

Постановка задачи

Разработать систему, способную генерировать специализированные гистологические окраски по имеющимся H&E-изображениям.



Новизна

CycleGAN для переноса окраски между непарными изображениями с применением циклической согласованности.

Актуальность

Современные тенденции на цифровизацию мед. анализов и телемедицину.

Цель

Разработать метод для восстановления редкой окраски (Ki-67) по H&E, сохраняя структуру.

Задачи

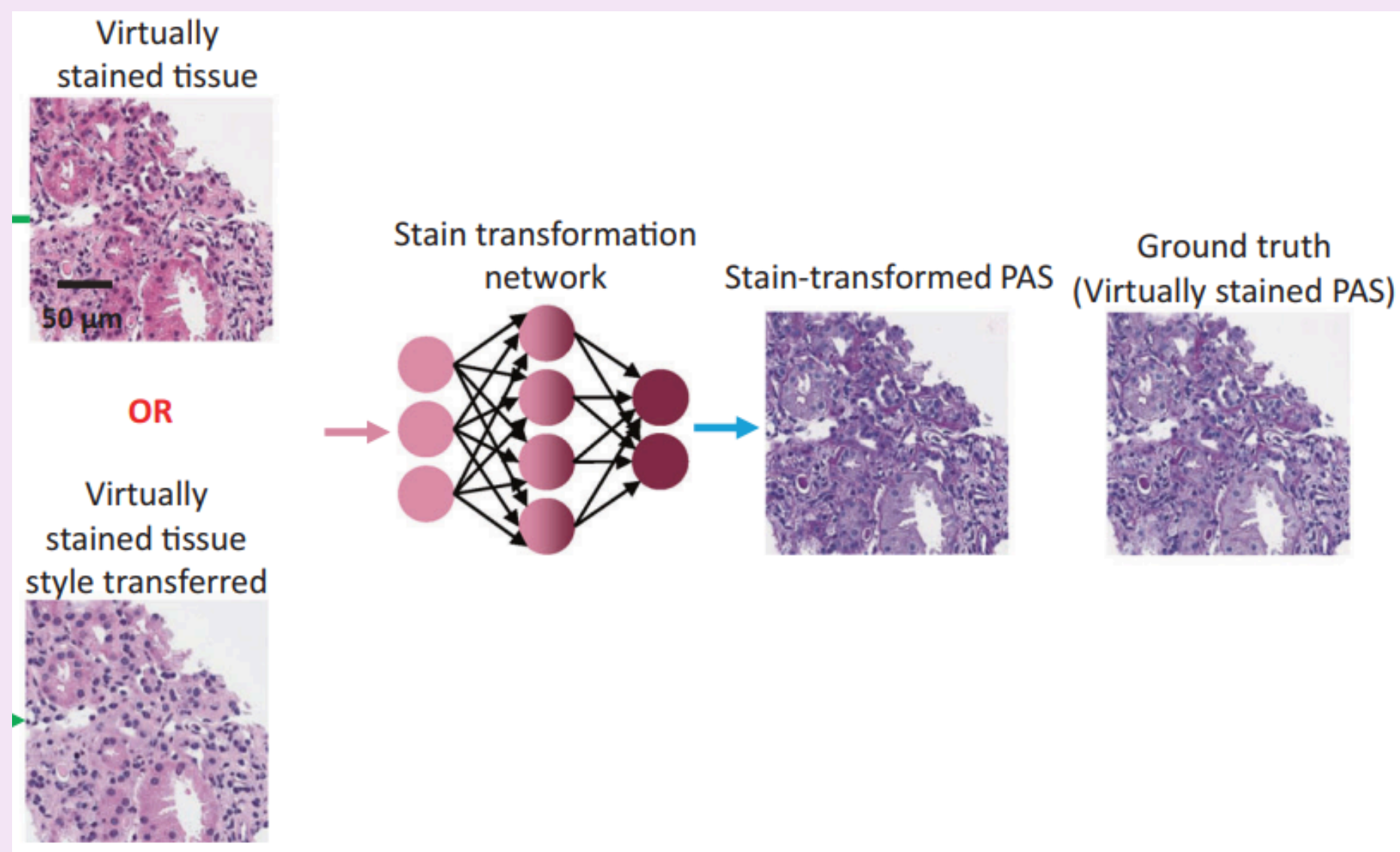
- Формирование датасета из медицинских изображений гистологических анализов;
- Исследование современных алгоритмов на применимость в задаче генерации анализов (такие как CycleGAN, GAN);
- Анализ результатов применения генеративных моделей.

Обзор литературы

Работа [1] (de Haan K. et al.)

Идея: использовать GAN для перевода H&E-изображений в другие

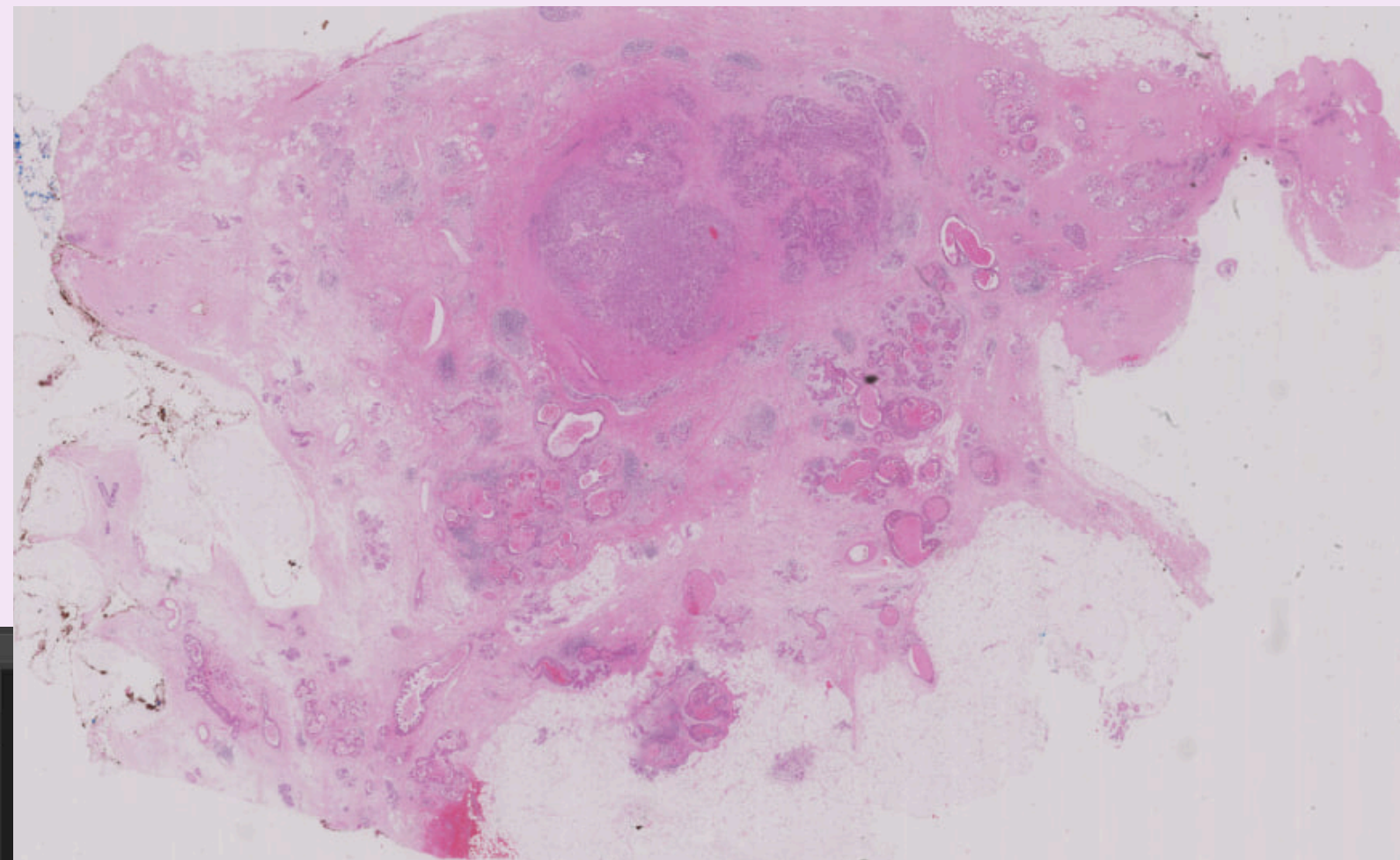
Особенности постановки эксперимента: идеально совпадающие изображения в доменах для обучения генеративной сети (GAN)



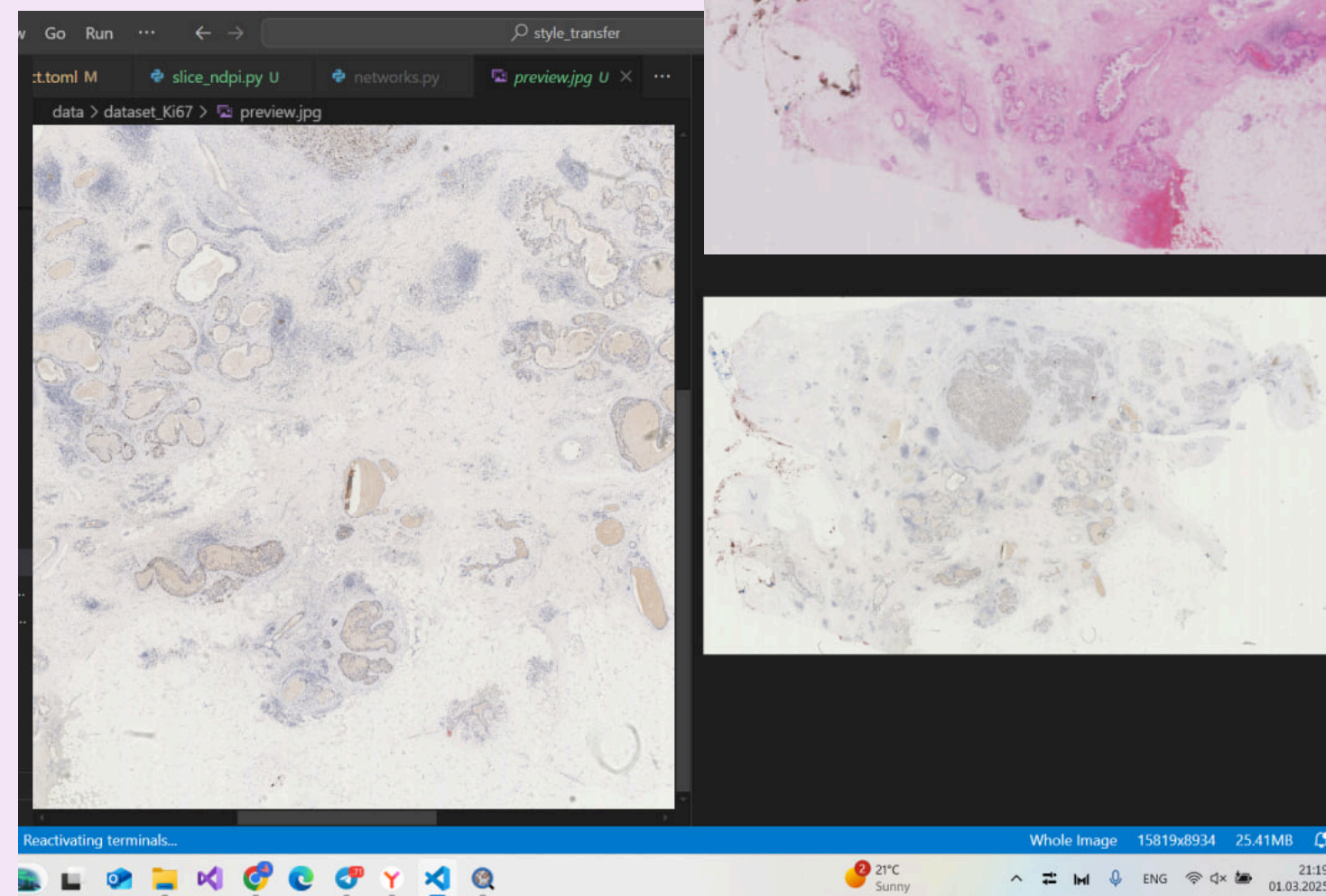
Данные

Непарные наборы изображений
двух доменов: H&E и Ki-67 (без
точного пиксельного совмещения)

H&E



Ki-67

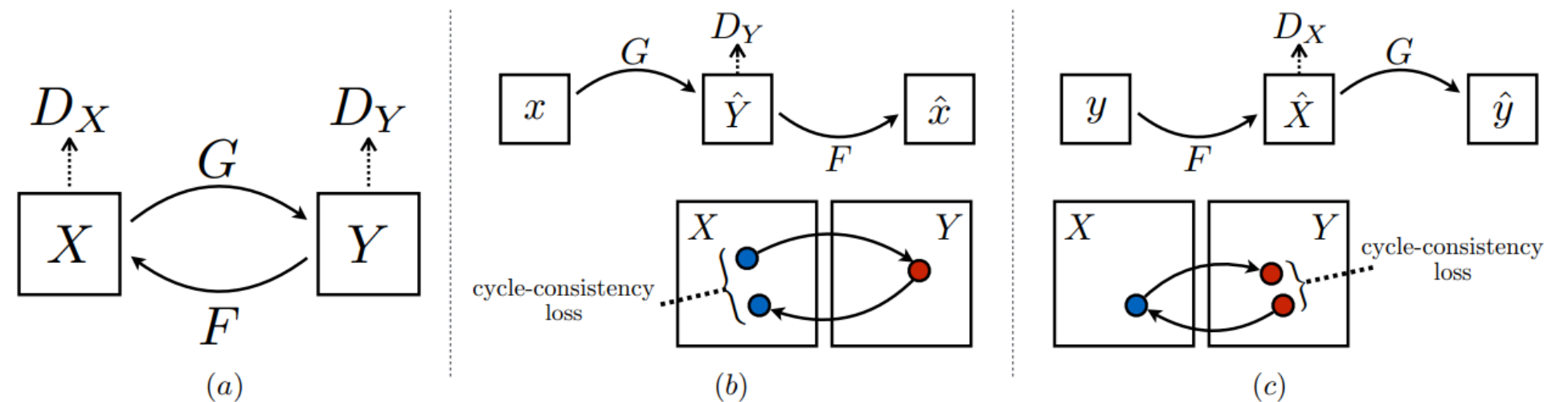


Архитектура

Состоит из **соревновательной части** (GAN) и **циклической согласованности** (уменьшает произвольные искажения структуры).

Cycle-consistency loss: требует, чтобы

$$x \rightarrow G_{X \rightarrow Y}(x) \rightarrow G_{Y \rightarrow X}(\cdot) \approx x.$$



real H&E

fake Ki-67

real Ki-67

rec. H&E

Архитектура

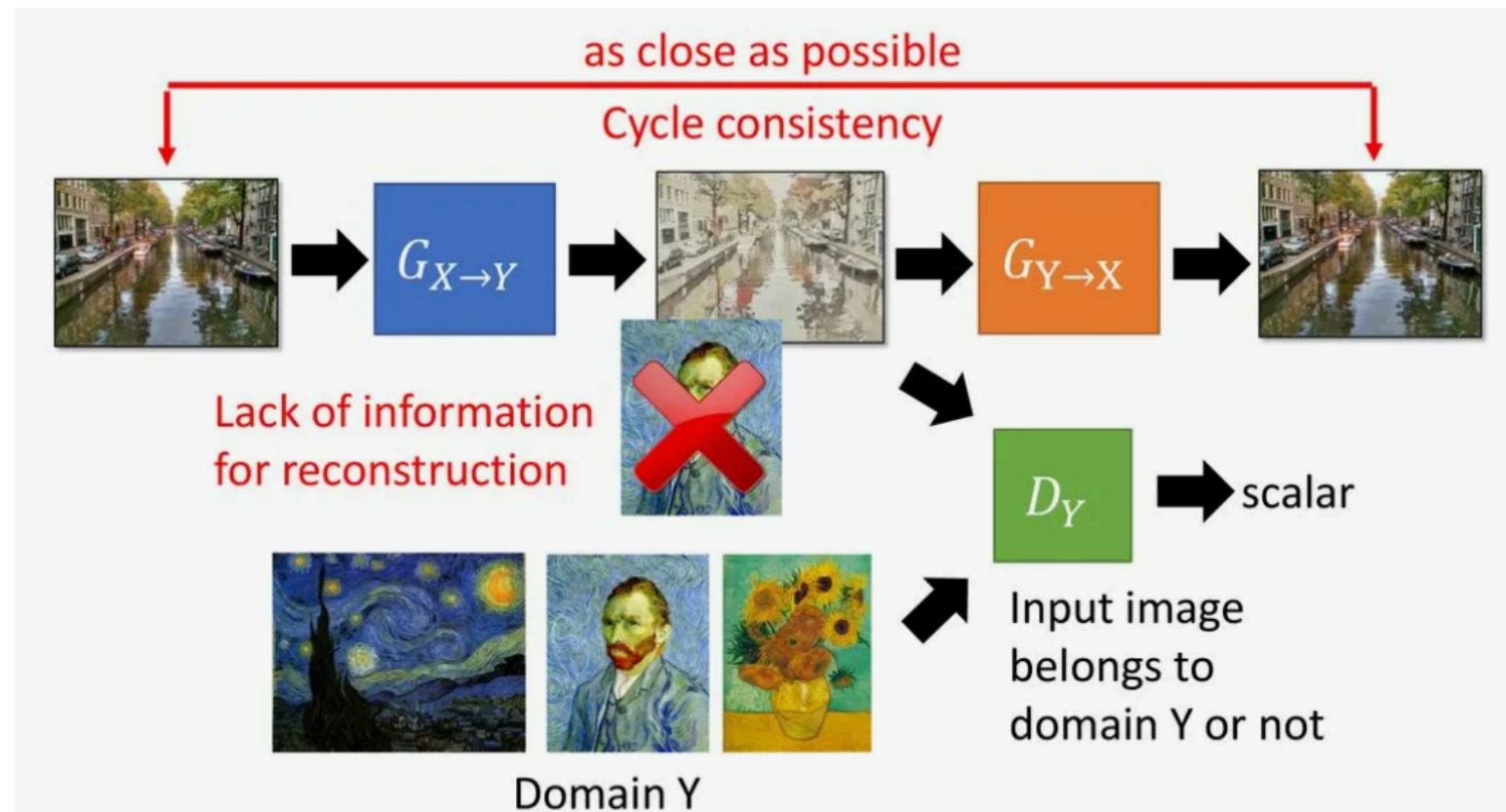
В роли генератора выступает **Unet**, в роли дискриминатора **VGG**-архитектура.

Генератор стремится понизить **GAN-лосс**, а дискриминатор стремится его повысить.

Сначала обучаются дискриминаторы, потом генераторы.

$$\mathcal{L}_{\text{GAN}}(G, D_Y, X, Y) = \mathbb{E}_{y \sim p_{\text{data}}(y)} [\log D_Y(y)] + \mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\log(1 - D_Y(G(x)))]$$

$$\mathcal{L}_{\text{cyc}}(G, F) = \mathbb{E}_{x \sim p_{\text{data}}(x)} [\|F(G(x)) - x\|_1] + \mathbb{E}_{y \sim p_{\text{data}}(y)} [\|G(F(y)) - y\|_1]$$

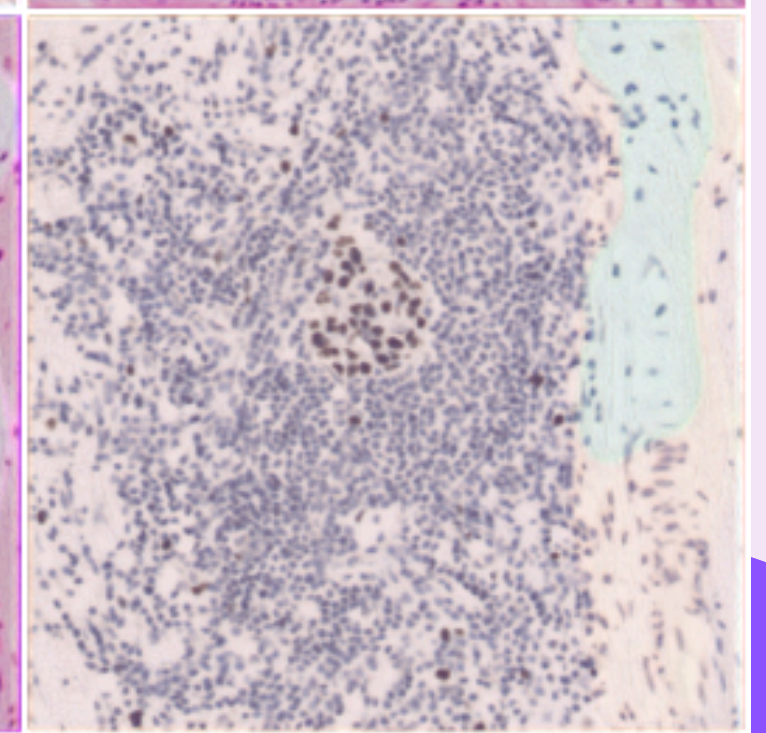
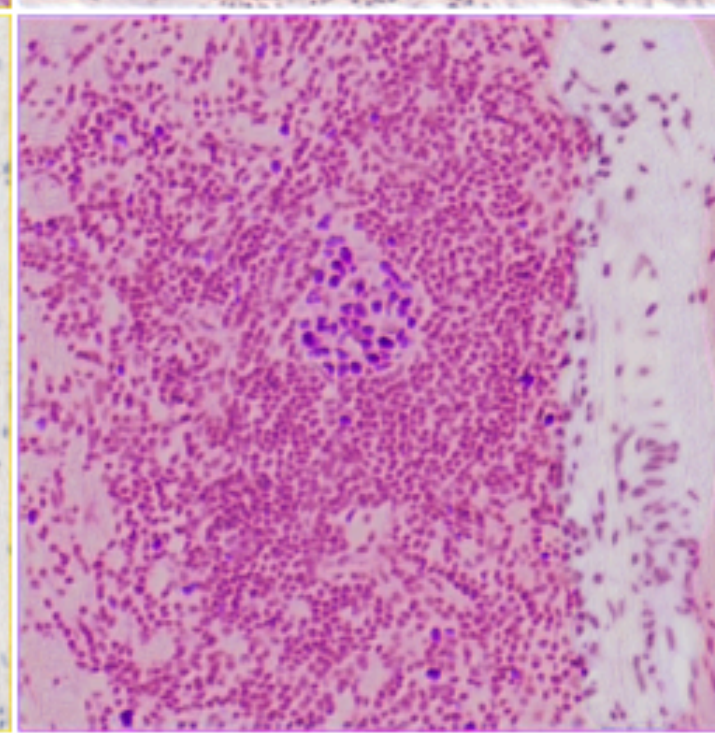
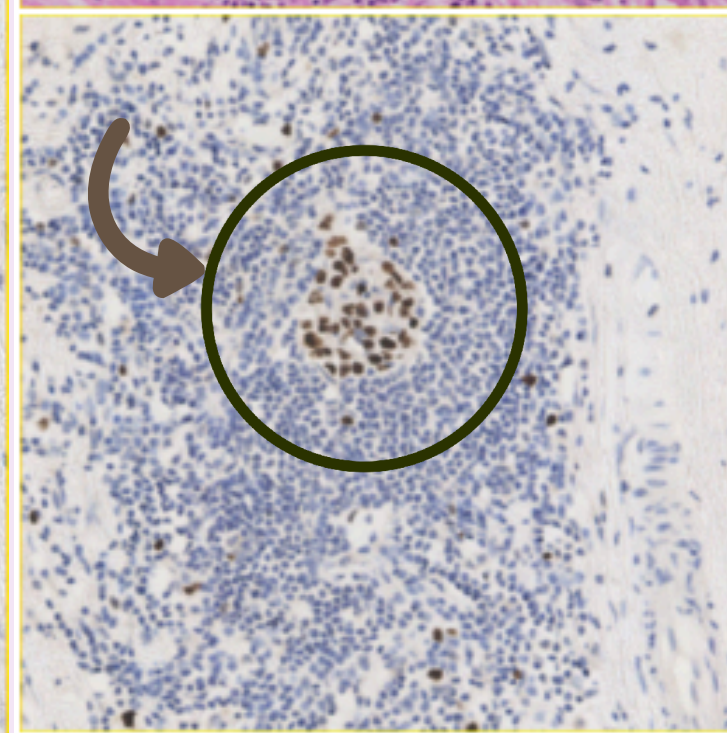
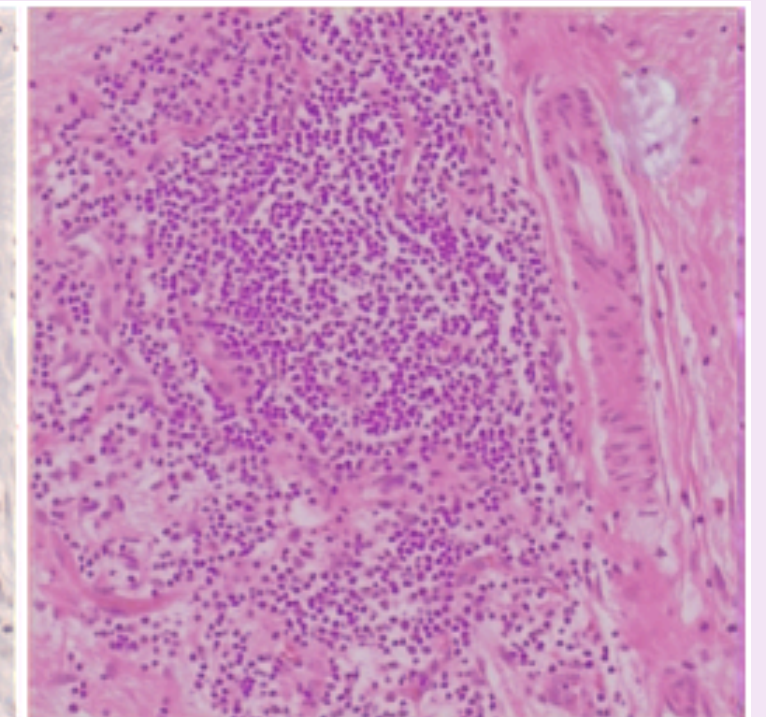
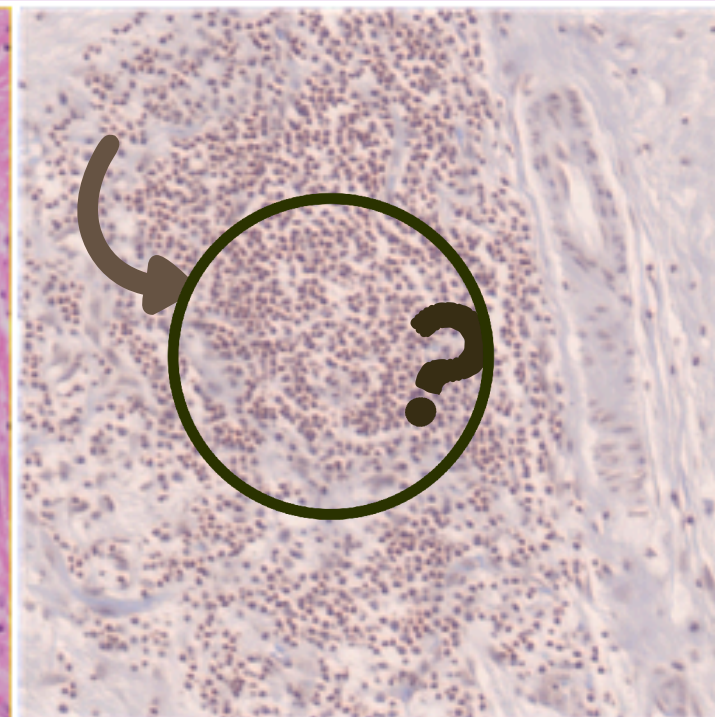
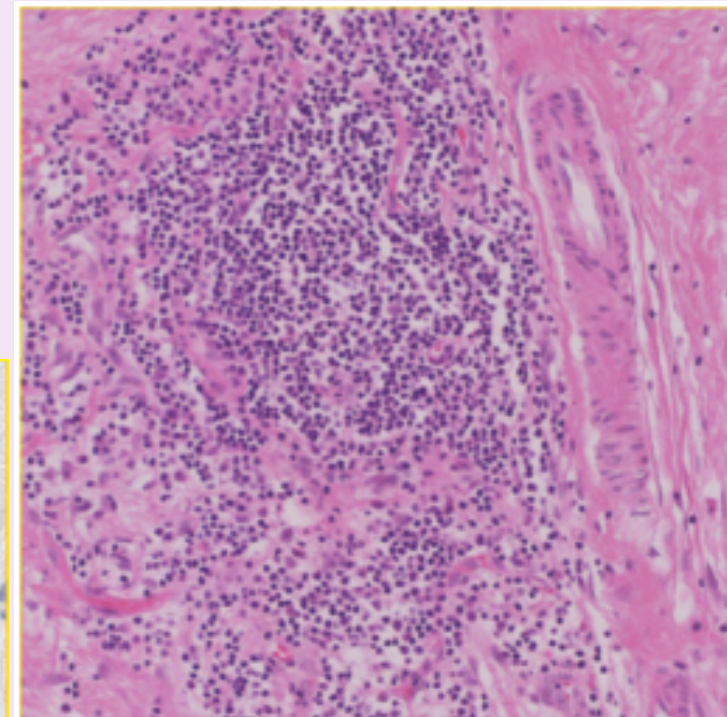
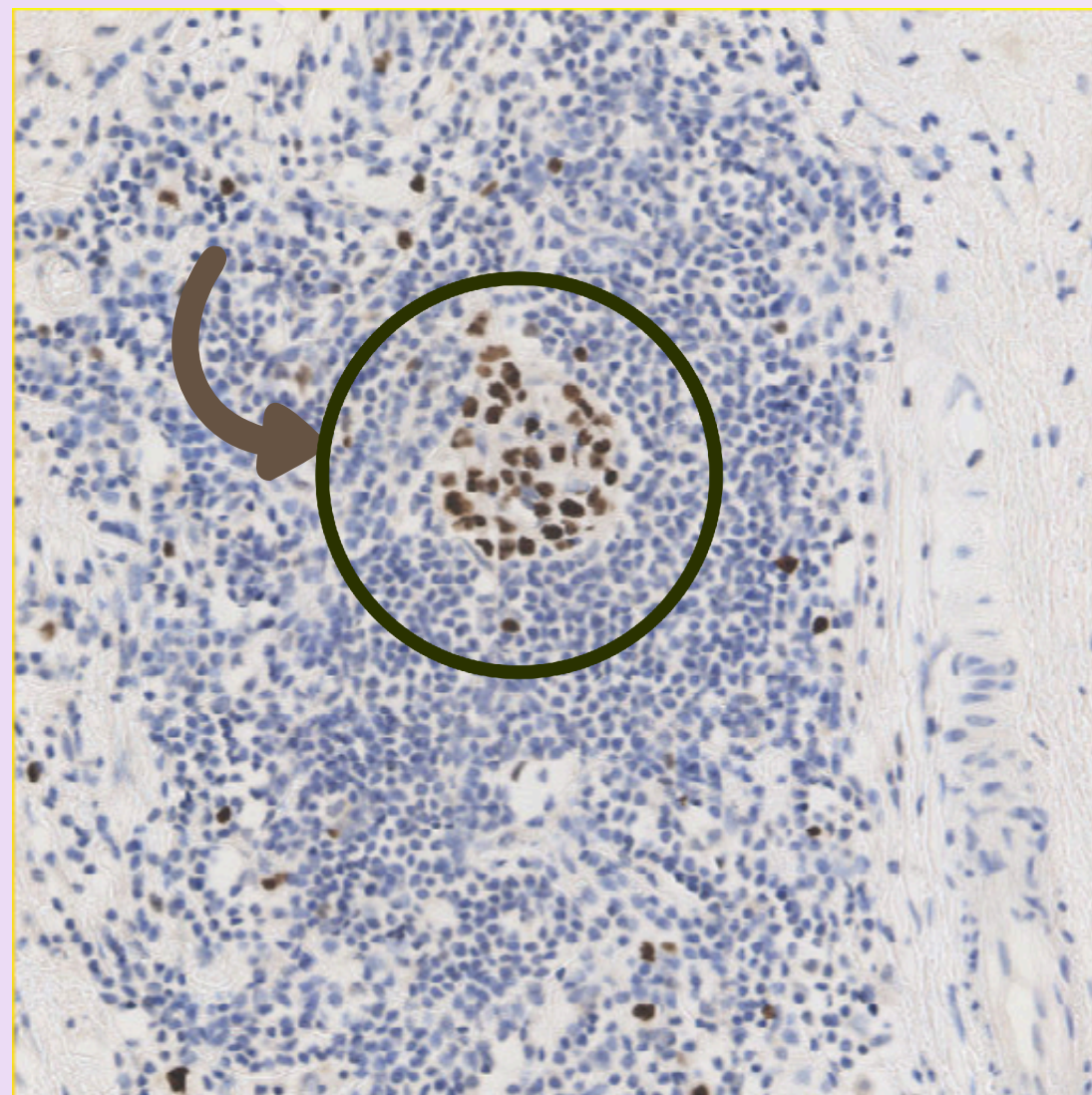


Анализ

real

fake

reconstruction

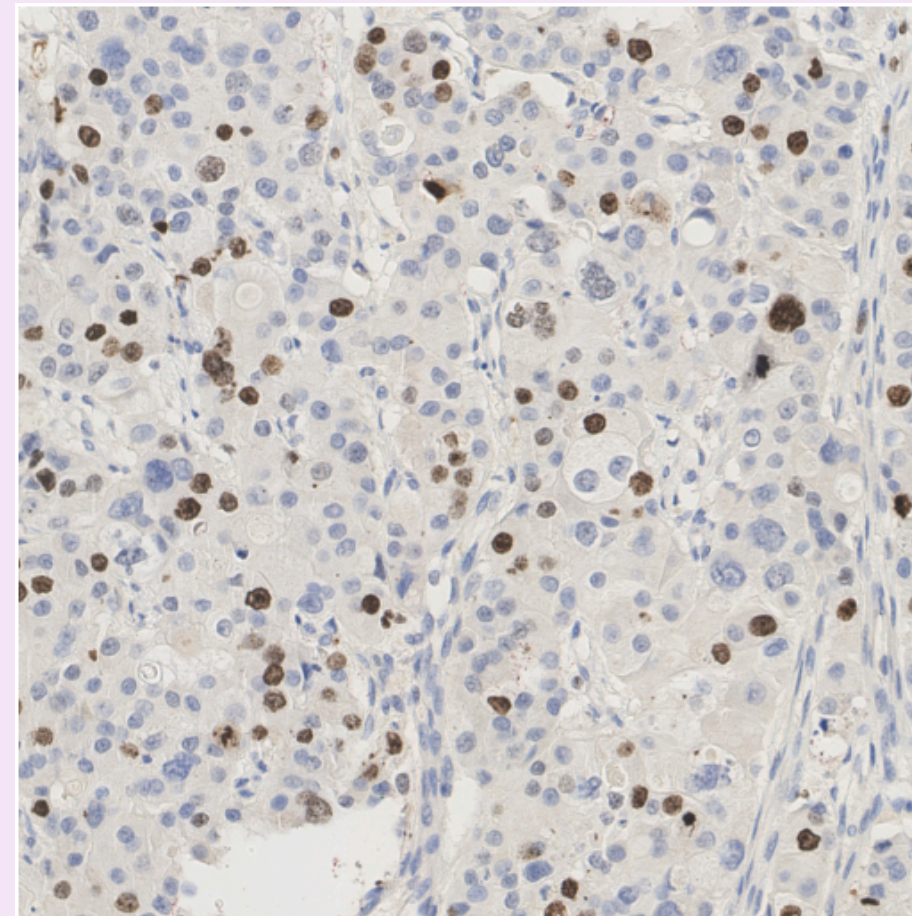


Анализ

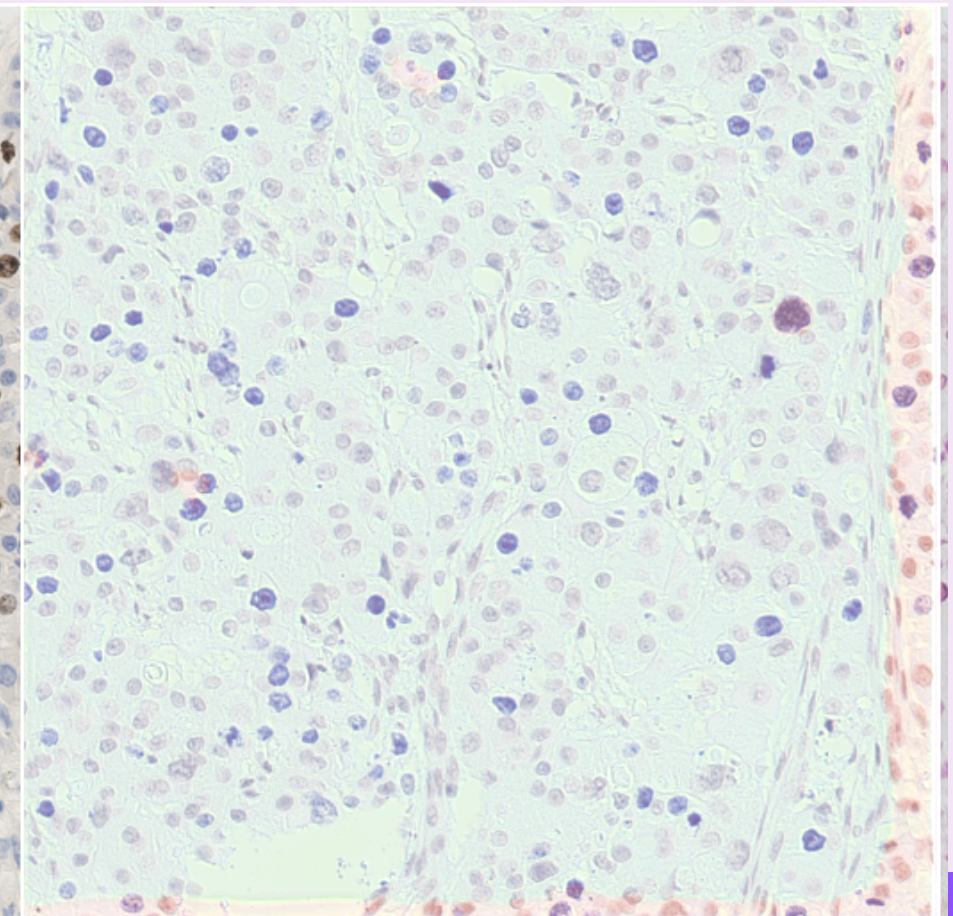
Пример работы CycleGAN для получения **Ki-67** из **Ki-67**

Гипотеза: может ли доработка Cycle-loss привести к улучшению переноса цвета и морфологической структуры?

real Ki-67



fake Ki-67





Предлагаемое решение

Идея:

- Использовать CycleGAN-архитектуру (усовершенствованные варианты)

Задачи алгоритма:

- Сохранить морфологические детали
- Минимизировать «галлюцинации» GAN (ложные структуры).

Код с реализацией на гитхаб



СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. de Haan K. et al. Deep learning-based transformation of H&E stained tissues into special stains // Nature communications.
2. *Li Y. et al. Virtual histological staining of unlabeled autopsy tissue // Nature Communications.*
3. Nygate Y. N. et al. Holographic virtual staining of individual biological cells // Proc. of the National Academy of Sciences.
4. Jun-Yan Z. et al. Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks



**Спасибо за
внимание!**

Контакты:

dorogova.siu@phystech.edu

