



Физически- информированная модель нефтяного месторождения

Георгий Мещеряков
Института Белка РАН

Александр Тен
ВЦ ДВО РАН

ЛЕЙД

ЛЕЙД

ЛЕЙД



Кураторы проекта ✓

Владимир Вановский¹

Александр Рябов¹

Григорий Шутов¹

¹Центр прикладного ИИ Сколтеха



План

01 Мотивация

02 Связанные работы

03 Задачи

План

04 Датасет

05 Методы


06 Эксперименты и обсуждение

01



Мотивация



Глубокое обучение широко используется для суррогатного моделирования в таких областях, как гидрология, нефтегазовая инженерия и т. д. [1, 2]. 

Физически-информированные нейронные сети (PINNs)

- 1. Сеть обучается не только на одних данных, но и учитывает физические уравнения задачи.
- 2. Уравнения добавляются в функцию потерь.

$$\mathcal{L}_{\text{Data}}(\theta) = \|\hat{h}(\theta) - h_{\text{Data}}\|_2^2$$

$$h(\mathbf{x}, t)$$

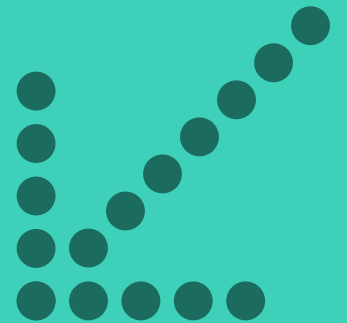
$$\mathcal{L}_{\text{PDE}}(\theta) = \|\nabla[K\nabla\hat{h}(\theta)] - q - S_s \frac{\partial\hat{h}(\theta)}{\partial t}\|_2^2$$

$$\mathcal{L}_{\text{Total}}(\theta) = \mathcal{L}_{\text{Data}}(\theta) + \alpha\mathcal{L}_{\text{PDE}}(\theta)$$

Уравнение
фильтрации

$$-S_s \frac{\partial h(\mathbf{x}, t)}{\partial t} + \nabla[K(\mathbf{x})\nabla h(\mathbf{x}, t)] = q(\mathbf{x})$$

Физически-
информированная
нейронная сеть может
учитывать физические
уравнения задачи



02




Связанные работы



GANSim-surrogate

1. Song, Suihong & Zhang, Dongxiao & Mukerji, Tapan & Wang, Nanzhe. (2022). GANSim-surrogate: An integrated framework for conditional geomodelling and uncertainty analysis. 10.31223/X5N357.

Авторы разработали фреймворк на основе GAN для моделирования потока в скважинах по статическим данным и данным динамического потока. 

GANSim-surrogate

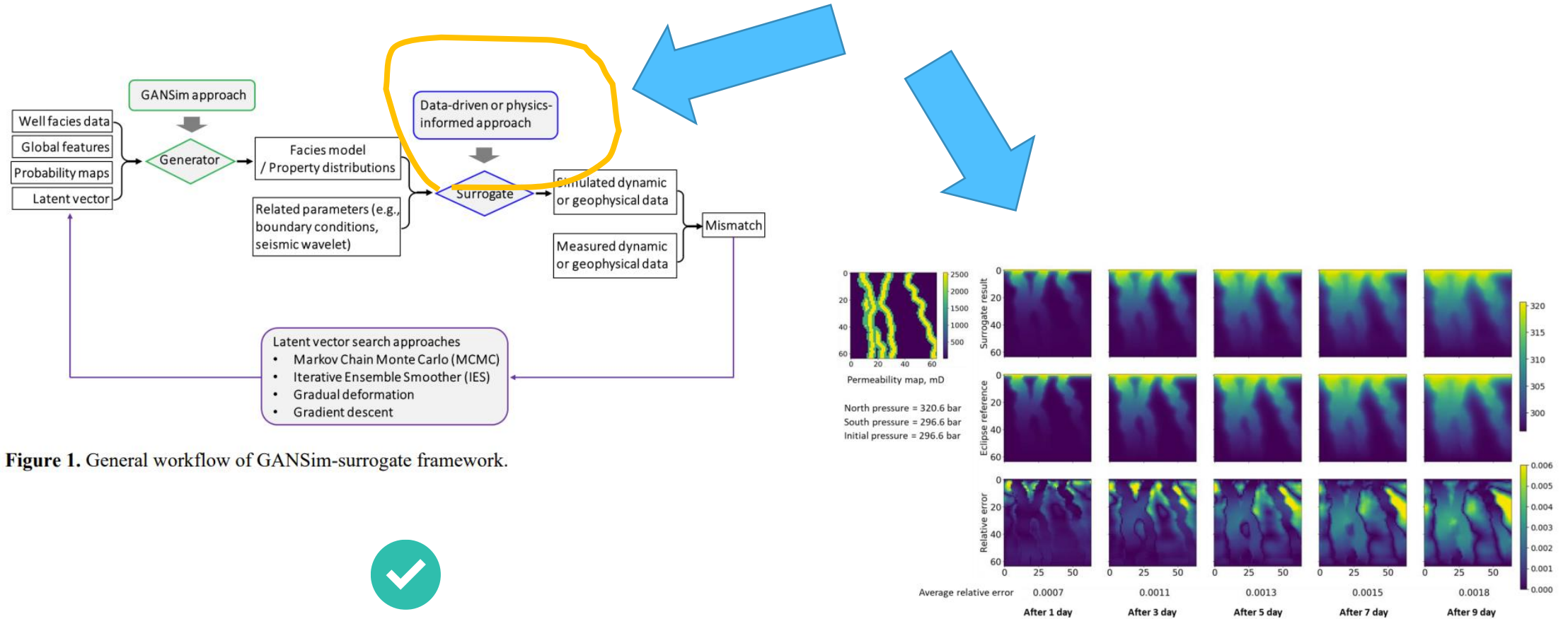
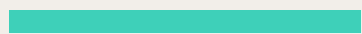


Figure 1. General workflow of GANSim-surrogate framework.



03

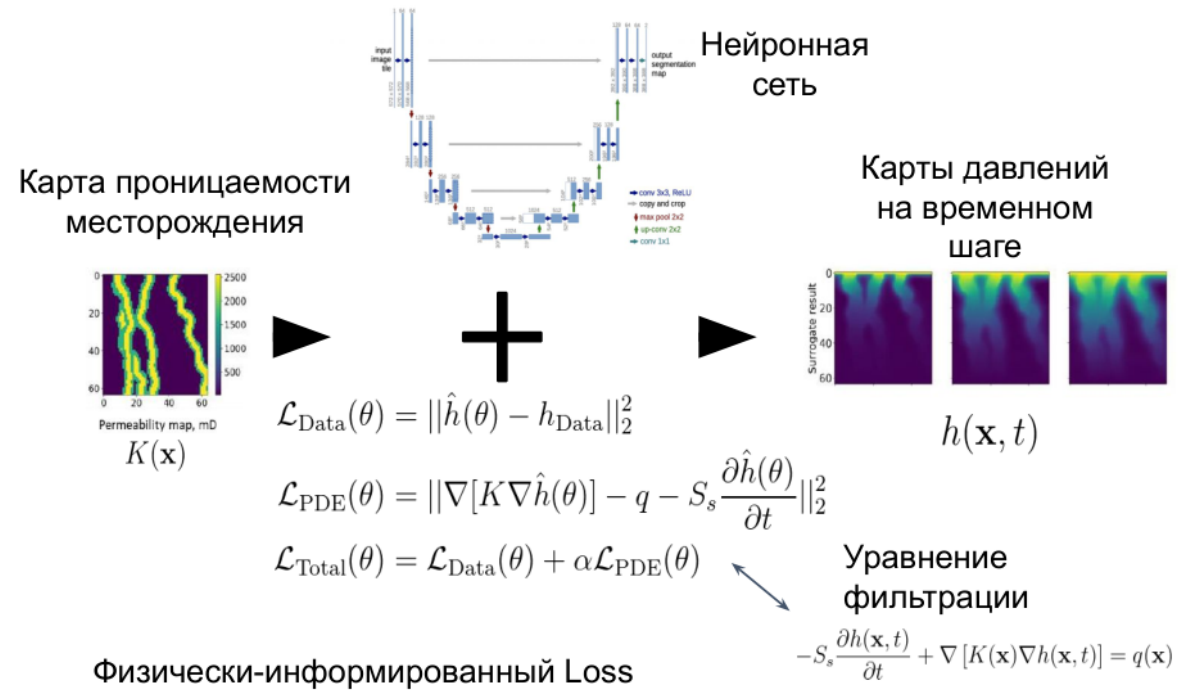


Задачи



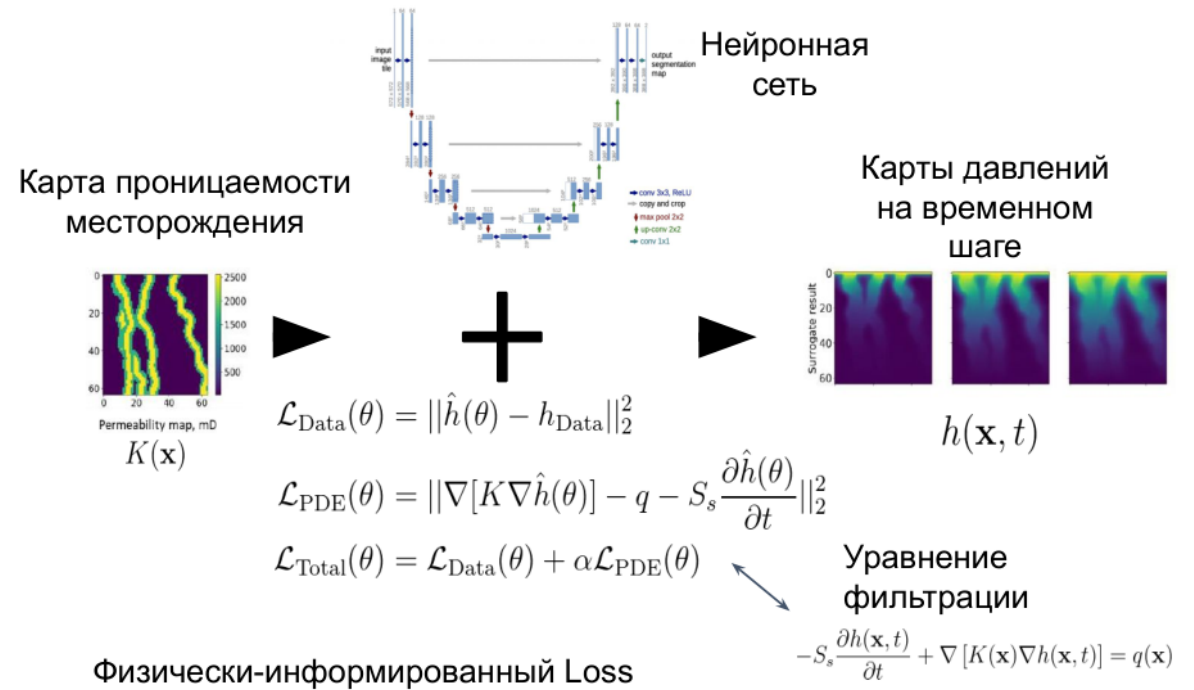
Задачи

- Реализовать схему: нейронная сеть + физически-информированная функция потерь.



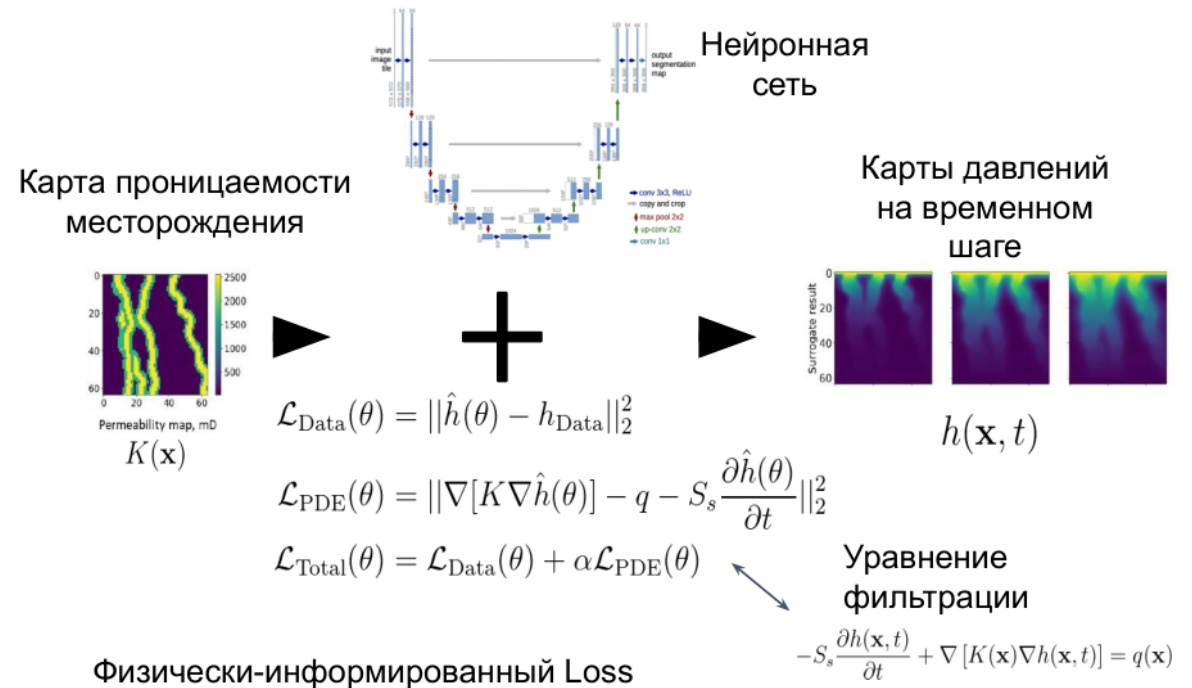
Задачи

- Реализовать схему: нейронная сеть + физически-информированная функция потерь.
- Провести эксперименты с разными архитектурами и гиперпараметрами.



Задачи

- Реализовать схему: нейронная сеть + физически-информированная функция потерь.
- Провести эксперименты с разными архитектурами и гиперпараметрами.
- Предсказать карты распределения давления по данным проницаемости нефтяного месторождения. И сравнить с реальными данными.
- Исследовать зависимость значений Loss'ов от гиперпараметров.



04



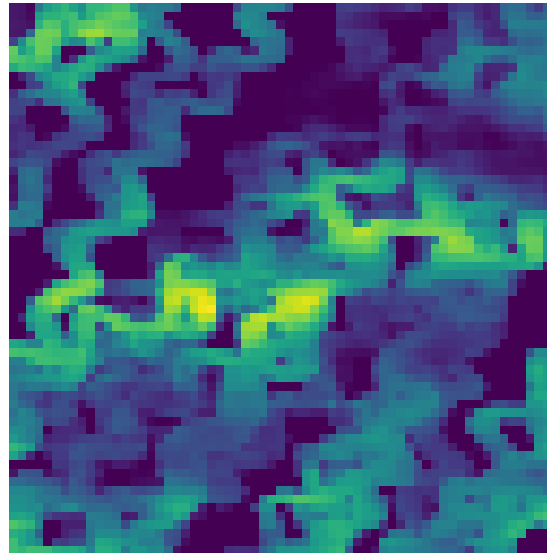
Датасет



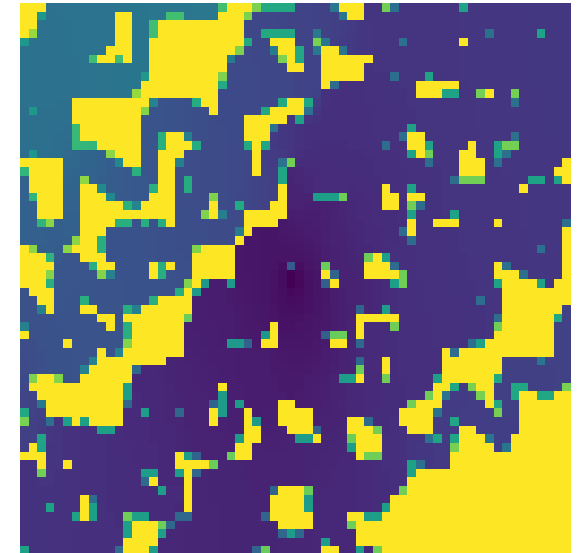
Датасеты

Наборы данных «проницаемость-давление»

- 470 семплов, 64x64
- 172 семпла, 256x256
- 14 685 семплов, 256x256
(только проницаемости)

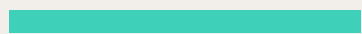


Карта проницаемости, мД



Карта давления, бар

05



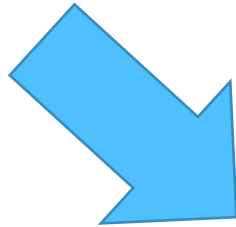
Методы



- ✓ UNet + Physics-informed loss function (PI loss) [1]
- ✓ Convolutional Autoencoder + Physics-informed loss function [2]

Уравнение Дарси и PI loss

- $S_s \frac{\partial h(x,y,t)}{\partial t} - \nabla \cdot (K(x,y) \nabla h(x,y,t)) = q(x,y)$
- $h(x,y) = h_D(x,y)$ на Γ_D
- $K(x,y) \nabla h(x,y,t) \cdot n(x,y) = g(x,y)$ на Γ_N

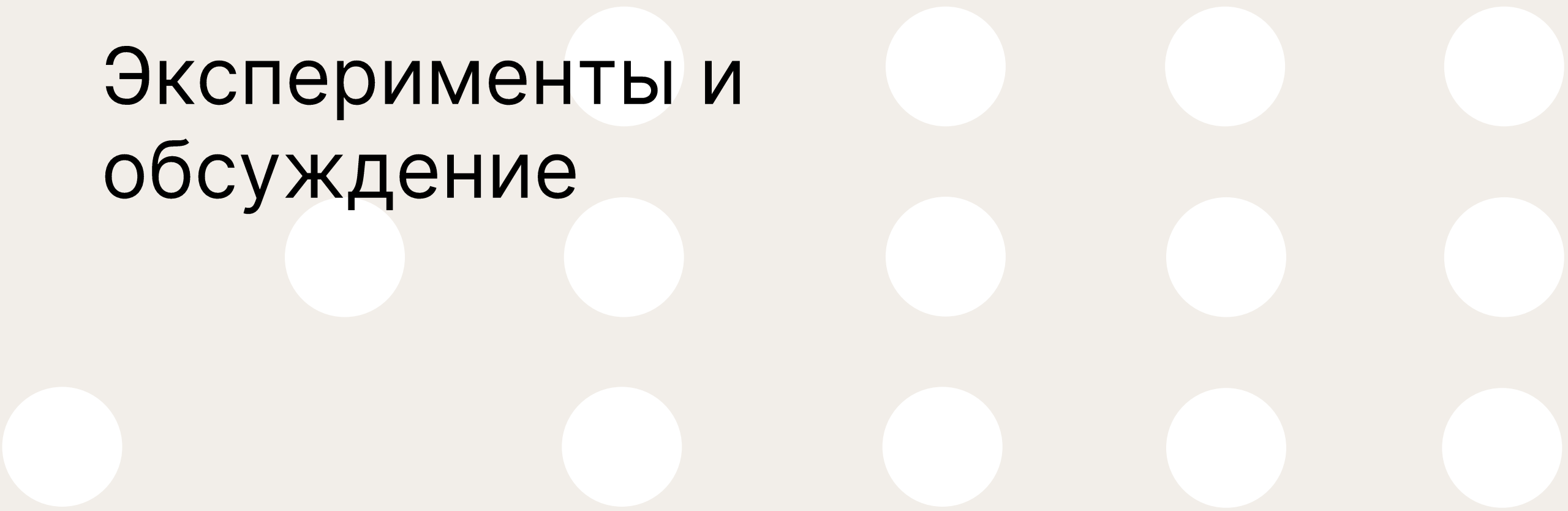


- $Loss_{data}(\theta) = \|\hat{h}(\theta) - h\|_2^2$
- $Loss_{PDE}(\theta) = \left\| S_s \frac{\partial \hat{h}(\theta)}{\partial t} - \nabla \cdot (K(x,y) \nabla \hat{h}(\theta)) - q(x,y) \right\|_2^2$
- $Loss_{NB}(\theta) = \|K(x,y) \nabla \hat{h}(\theta) \cdot n(x,y) - g(x,y)\|_2^2$
- $Loss_{total} = Loss_{data} + \alpha_1 Loss_{PDE}(\theta) + \alpha_2 Loss_{NB}(\theta)$

06



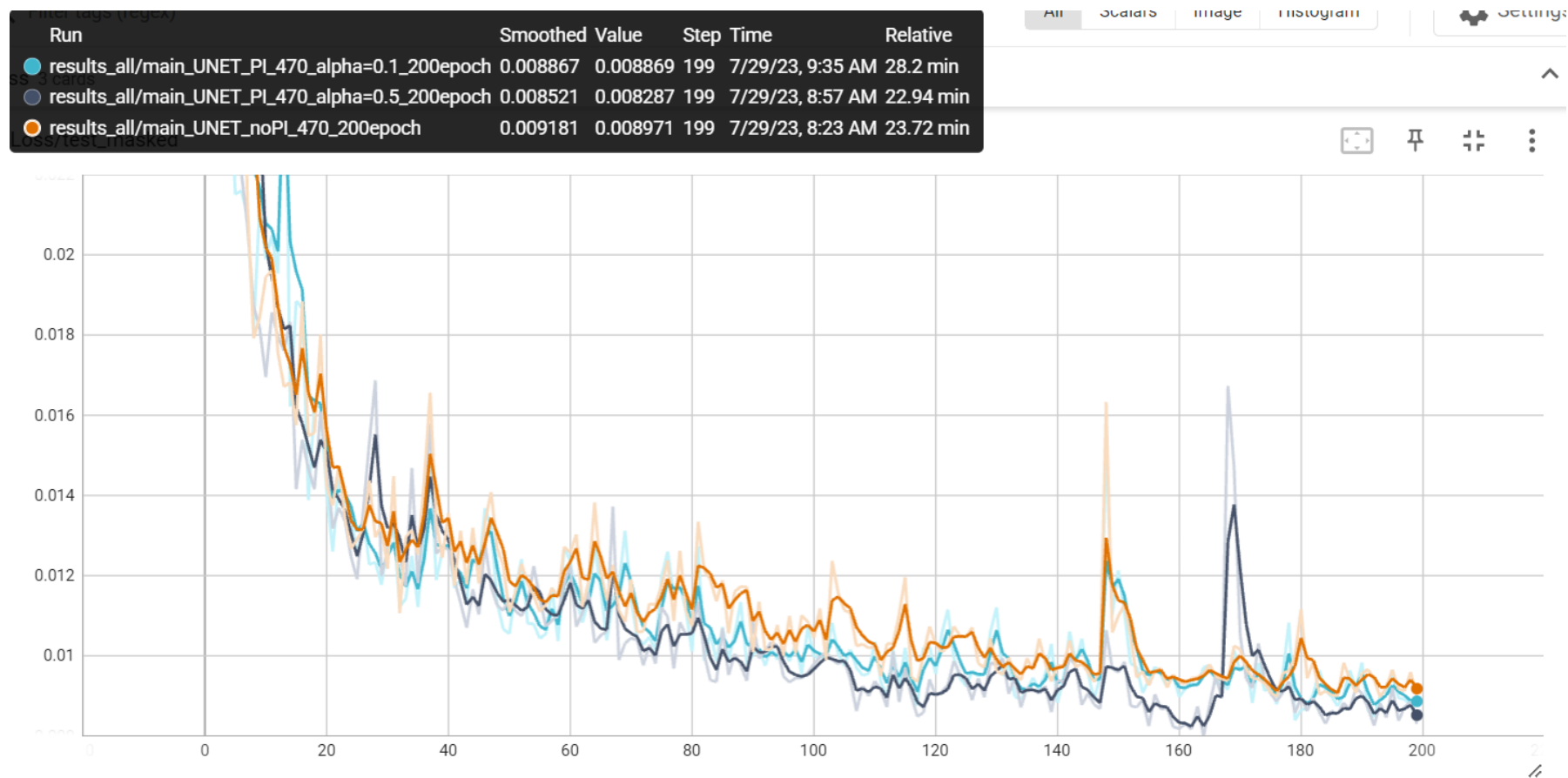
Эксперименты и
обсуждение



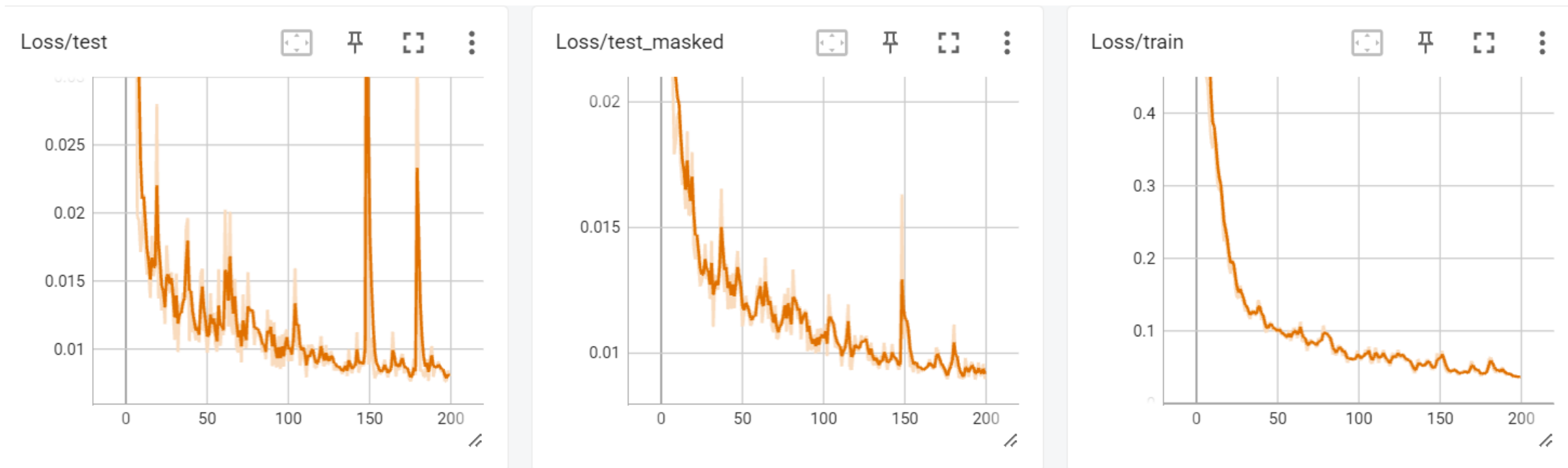
Эксперименты

Конфигурация	Data loss train	Data loss test	Data loss test (masked)	Data / PI loss train	Data / PI loss test	Data / PI loss test (masked)
UNet	0.0383	0.0080	0.0092	-	-	-
UNet + PI loss (alpha=0.5)	-	-	-	0.0383	0.0073	0.0083
UNet + PI loss (alpha=0.1)	-	-	-	0.0341	0.0076	0.0089
UNet + PI loss (alpha=1, только PI loss)	-	-	-	02.35e-9	0.6319	0.5445
Convolutional Autoencoder	0.1745	0.0236	0.1789	-	-	-
Convolutional Autoencoder + PI loss (alpha=0.5)	-	-	-	0.1748	0.0236	0.1785
Convolutional Autoencoder + PI loss (alpha=1)	-	-	-	1.26e-10	0.6323	0.5551

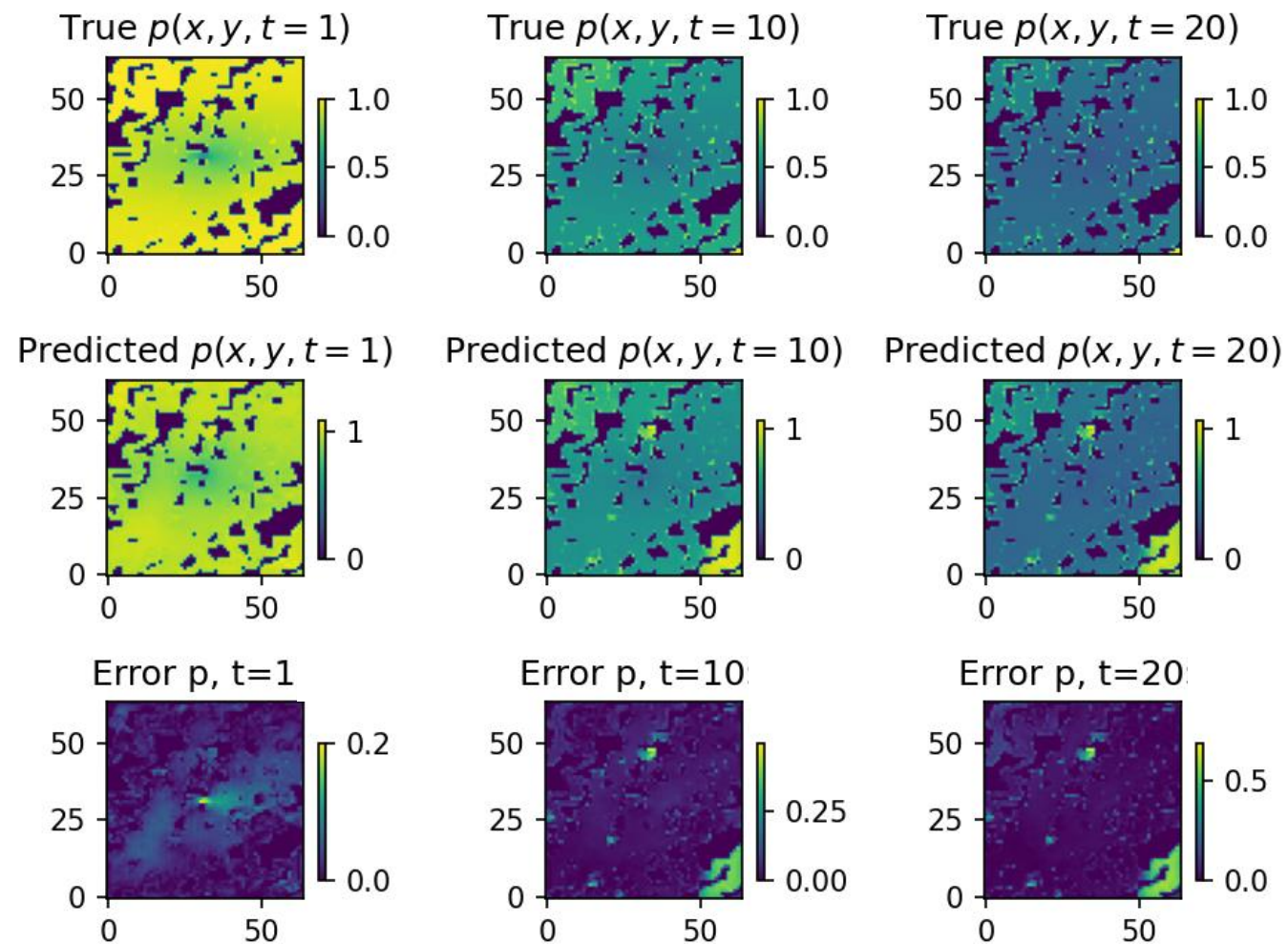
UNet, test_masked



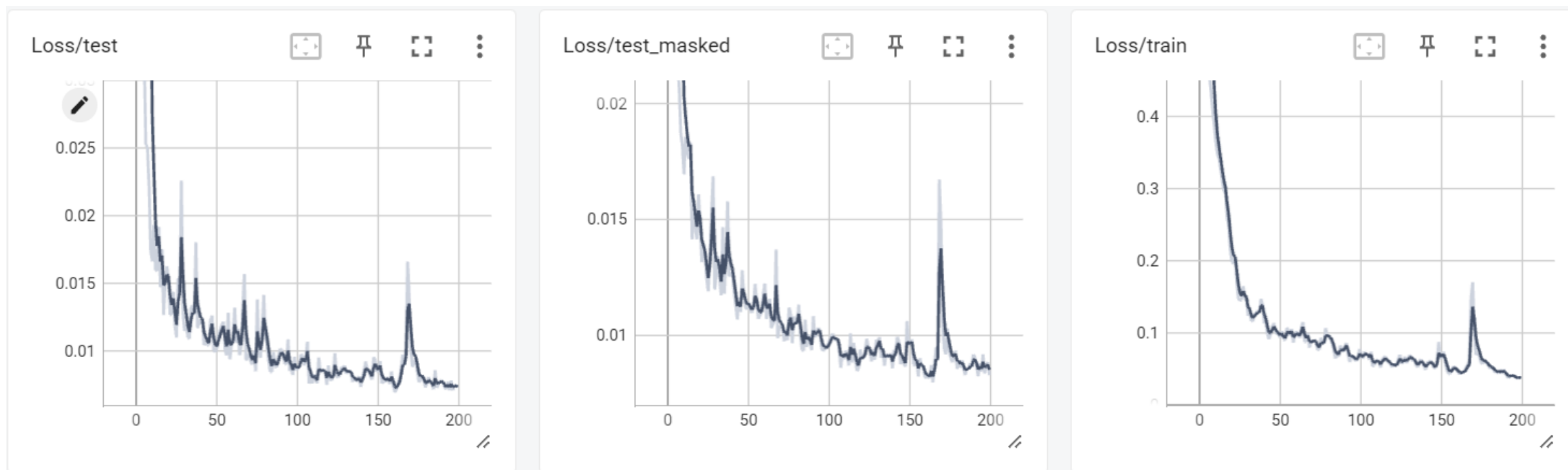
UNet, без PI loss



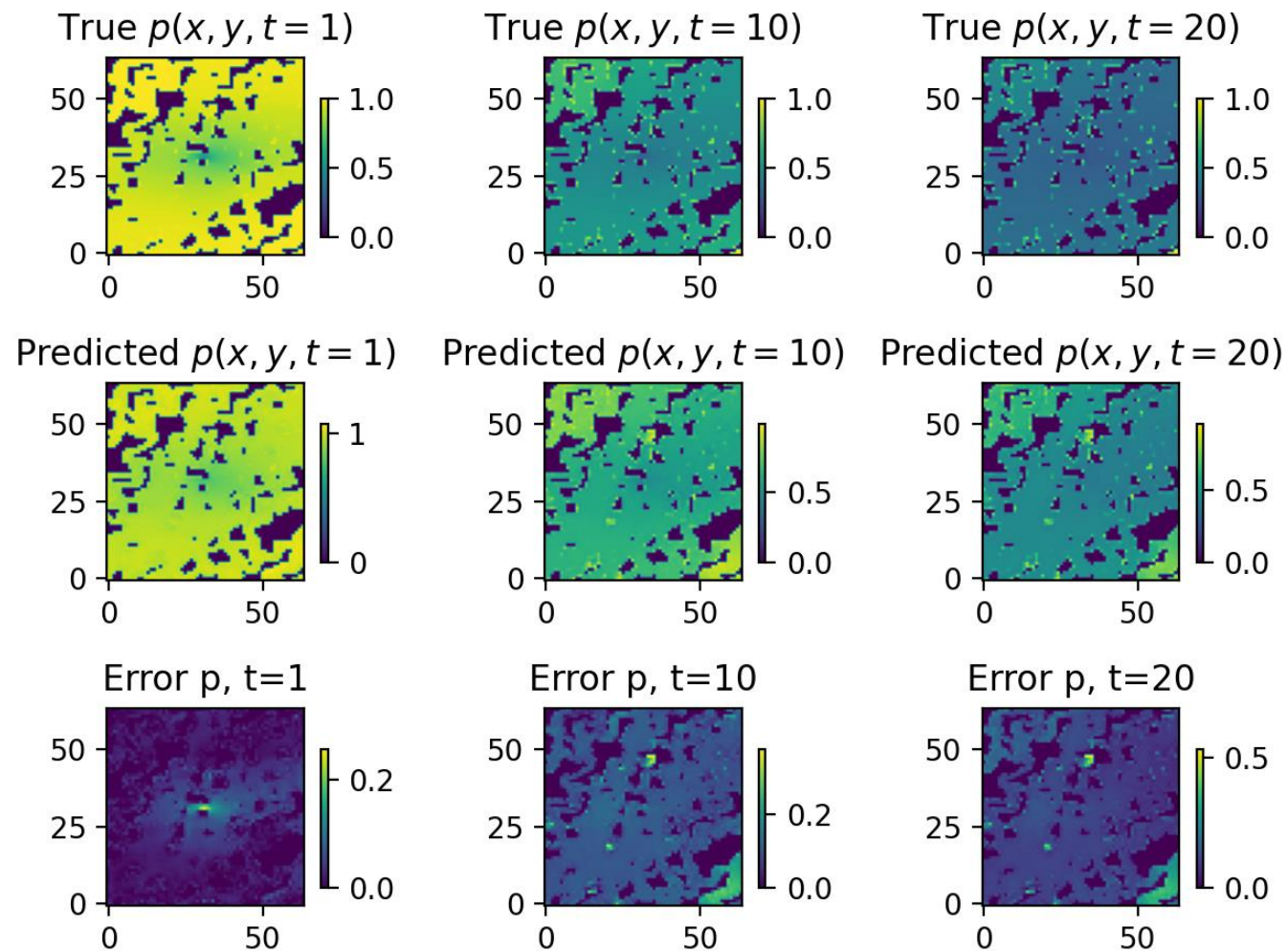
UNet, без PI loss



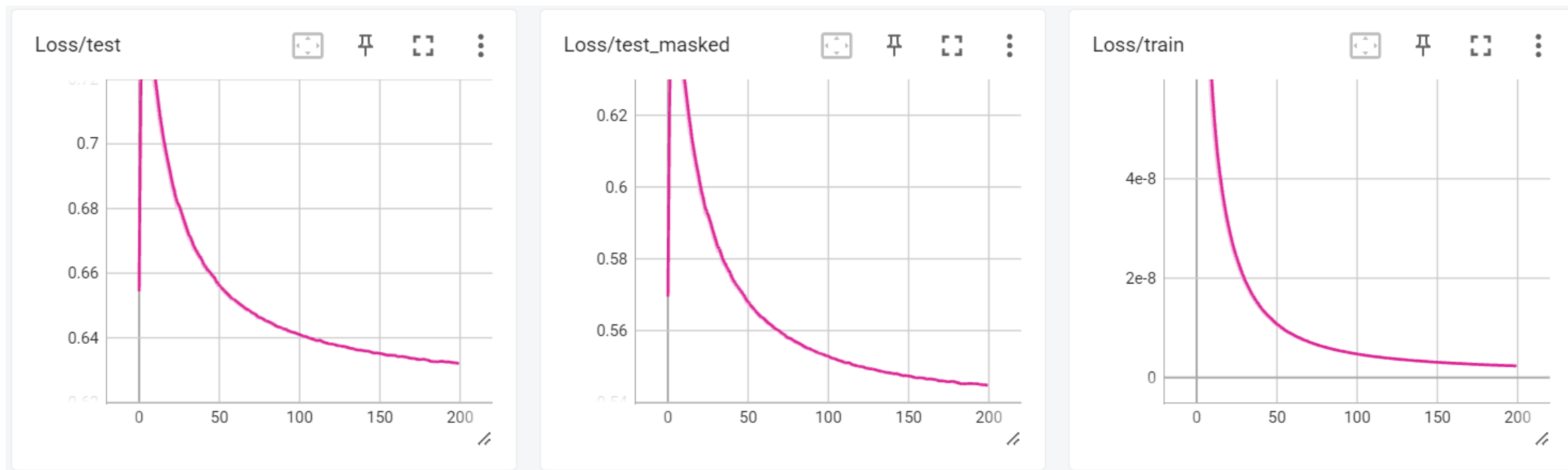
UNet, PI loss, alpha=0.5



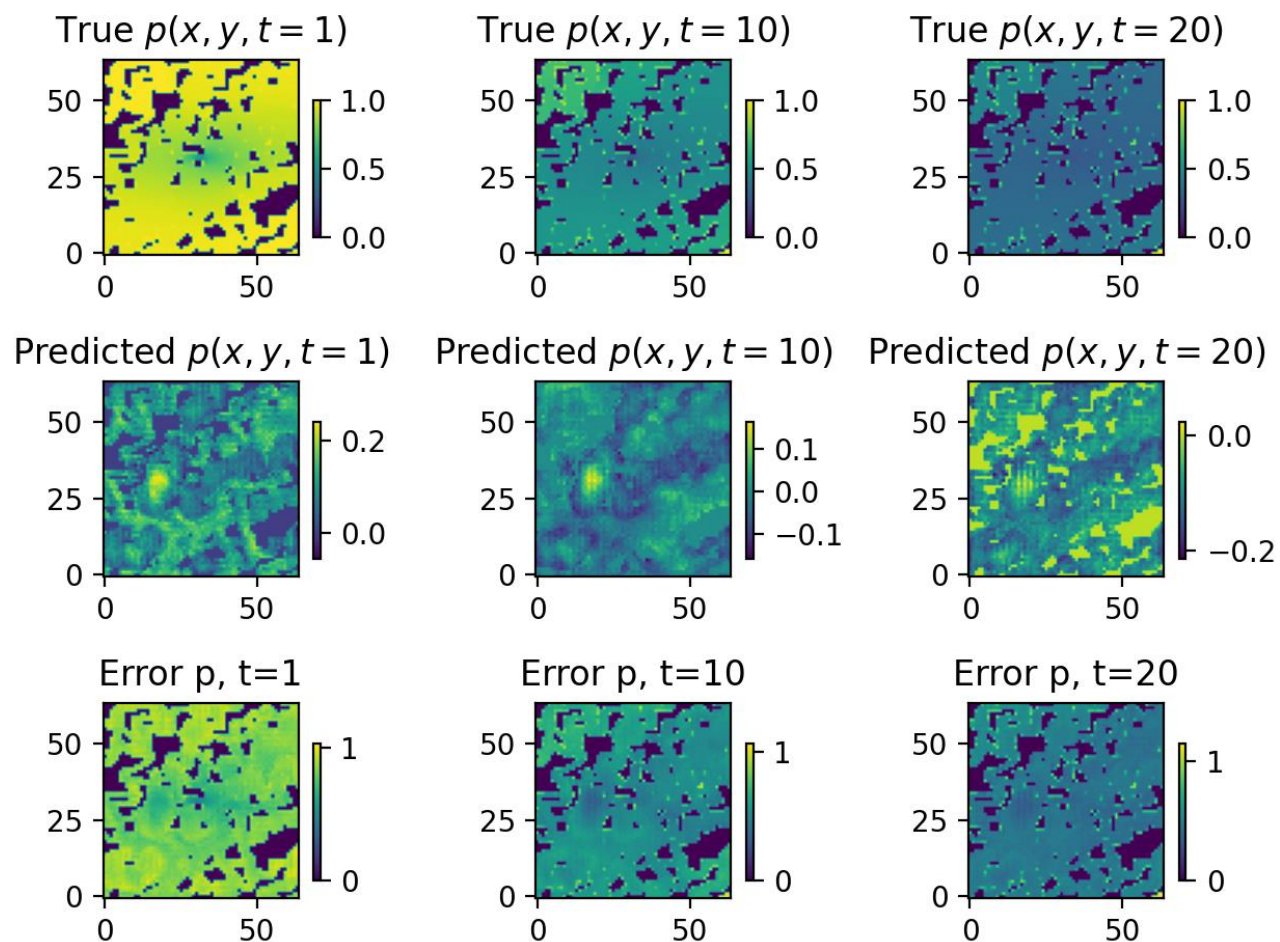
UNet, PI loss, alpha=0.5



UNet, только PI loss, alpha=1

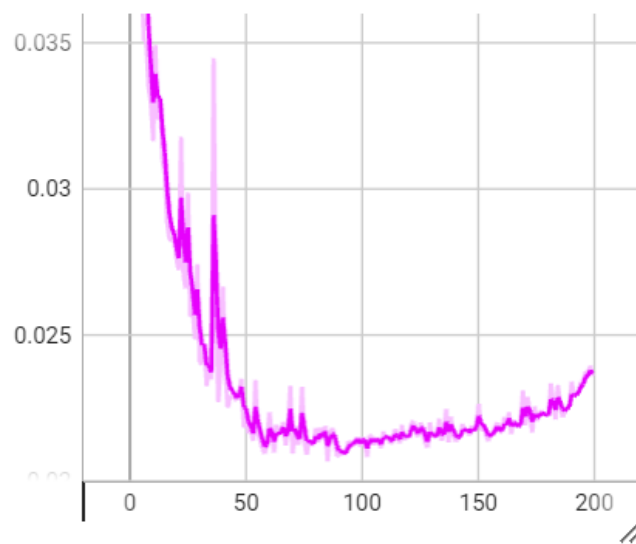


UNet, только PI loss, alpha=1

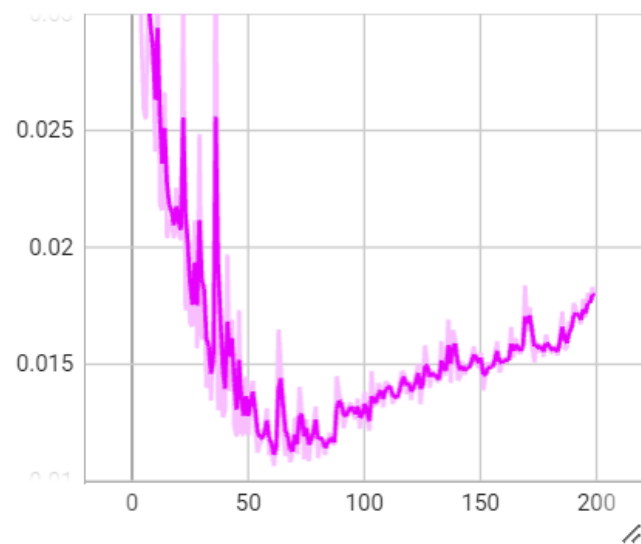


Conv Autoencoder

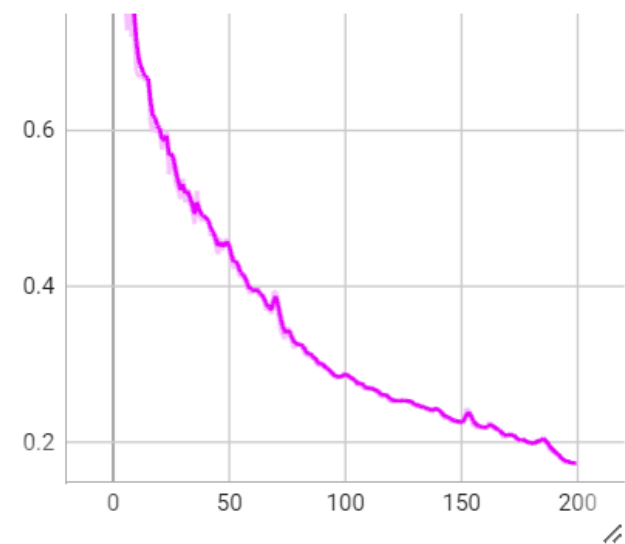
Loss/test



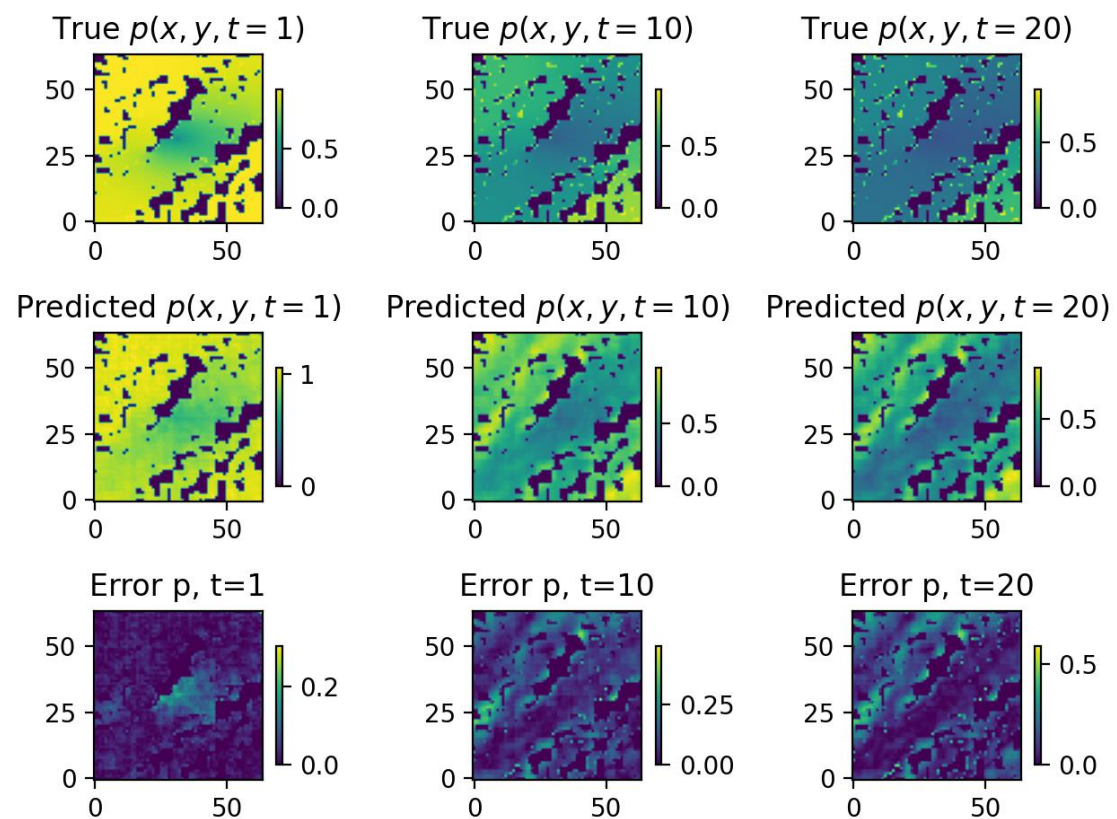
Loss/test_masked



Loss/train



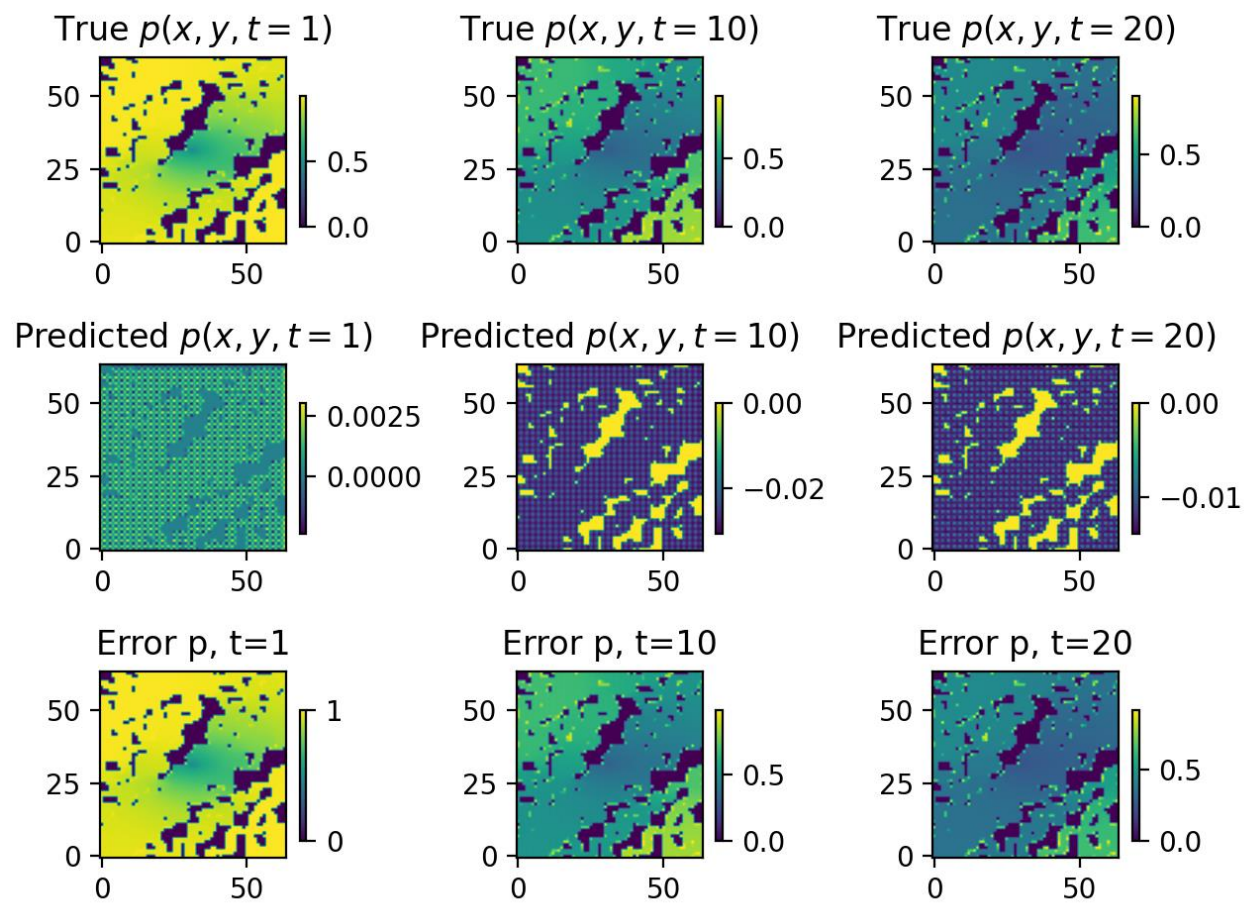
Conv Autoencoder



Conv Autoencoder, только PI loss



Conv Autoencoder



07



Заключение



Заключение и направления дальнейших исследований



- ✓ Физически-информированные модели актуальны
- ✓ PI loss дает небольшое улучшение качеству предсказания
- ✓ Модель возможно обучать только с PI loss

Ссылка на репозиторий проекта

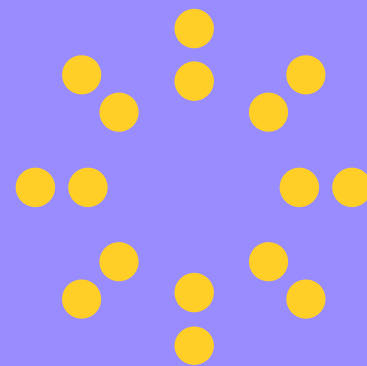
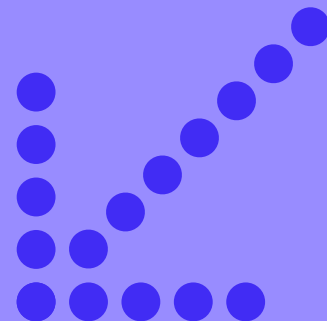


https://github.com/geomesch/AIRI_PI

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Song, Suihong & Zhang, Dongxiao & Mukerji, Tapan & Wang, Nanzhe. (2022). GANSim-surrogate: An integrated framework for conditional geomodelling and uncertainty analysis. 10.31223/X5N357.
2. Wang, Nanzhe & Chang, Haibin & Zhang, Dongxiao. (2020). Theory-guided Auto-Encoder for Surrogate Construction and Inverse Modeling.
3. Karniadakis, G.E., Kevrekidis, I.G., Lu, L. et al. Physics-informed machine learning. Nat Rev Phys 3, 422–440 (2021). <https://doi.org/10.1038/s42254-021-00314-5>

Выражаем благодарности
кураторам проекта,
организаторам и
преподавателям школы!





@AIRI_Research_Institute

Artificial Intelligence Research Institute

airi.net



[airi_research_institute](https://t.me/airi_research_institute)



[AIRI Institute](https://vk.com/AIRI_Institute)



[AIRI Institute](https://www.youtube.com/AIRI_Institute)



[AIRI_inst](https://twitter.com/AIRI_inst)



[artificial-intelligence-research-institute](https://www.linkedin.com/company/artificial-intelligence-research-institute)