

ML Modelling of QGP

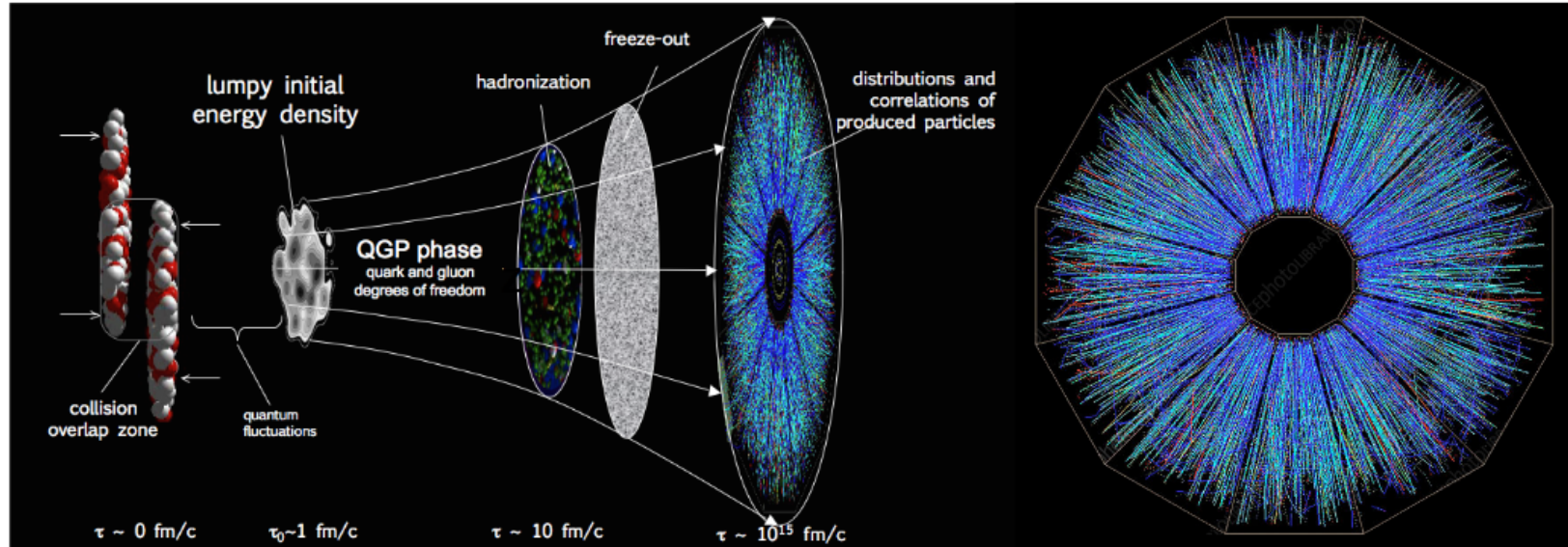
Machine Learning for fast Hydro Simulations

Vladimir Kovalenko (Saint Petersburg State University)

joint work with Nikolai Berezhikov (Saint Petersburg State University)

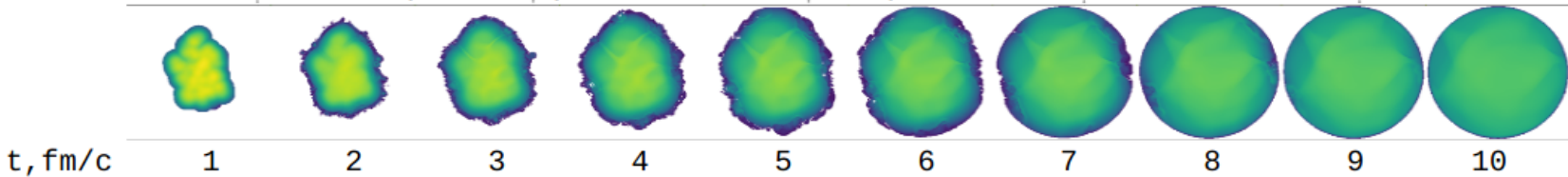
Seminar: The use of new methods for processing data of a physical experiment. Application of machine learning methods on the NICA complex. 28–29 Aug 2023, St. Petersburg, Nevsky 1

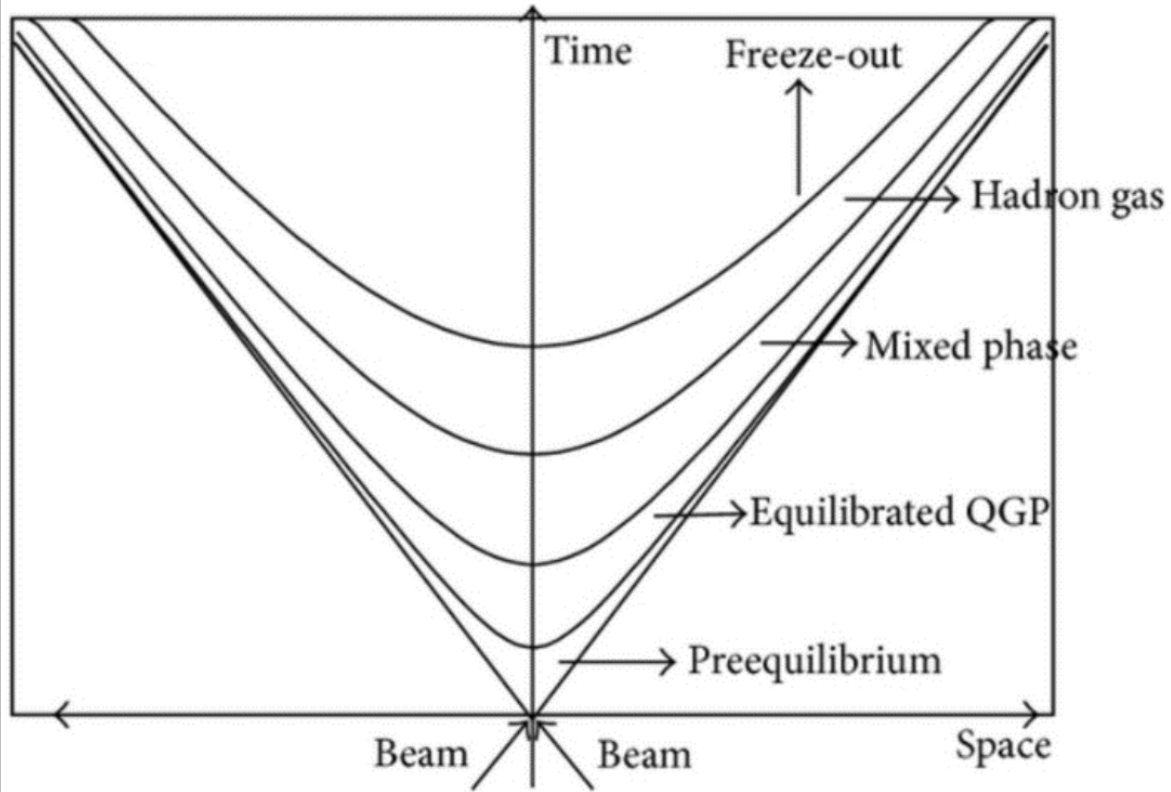
Пример эволюции КХД-среды



Фаза кварк-глюонной плазмы

Плотность энергии в разные моменты времени





Пространственно-временная эволюция КГП

Постановка задачи. Мотивация

XXVIIth International Conference on Ultrarelativistic Nucleus-Nucleus Collisions
(Quark Matter 2018)

Applications of deep learning to relativistic hydrodynamics

Hengfeng Huang^{a,b}, Bowen Xiao^c, Huixin Xiong^a, Zeming Wu^{a,b}, Yadong Mu^{c,d},
Huichao Song^{a,b,e}

^a*Department of Physics and State Key Laboratory of Nuclear Physics and Technology, Peking University, Beijing 100871, China*

^b*Collaborative Innovation Center of Quantum Matter, Beijing 100871, China*

^c*Institute of Computer Science and Technology, Peking University, Beijing 100080, China*

^d*Center for Data Science, Peking University, Beijing 100871, China*

^e*Center for High Energy Physics, Peking University, Beijing 100871, China*

Abstract

In this proceeding, we will briefly review our recent progress on implementing deep learning to relativistic hydrodynamics. We will demonstrate that a successfully designed and trained deep neural network, called `stacked U-net`, can capture the main features of the non-linear evolution of hydrodynamics, which also rapidly predicts the final profiles for various testing initial conditions.

Постановка задачи. Мотивация

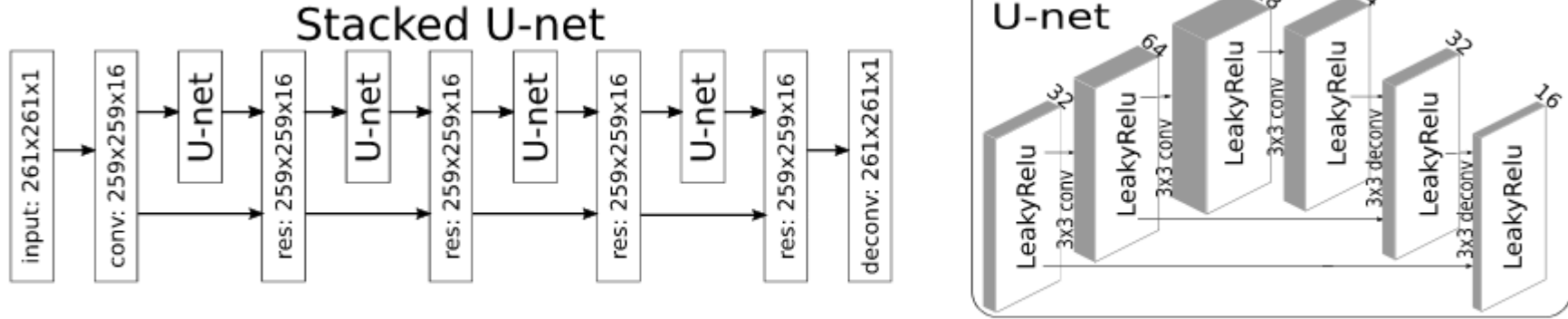


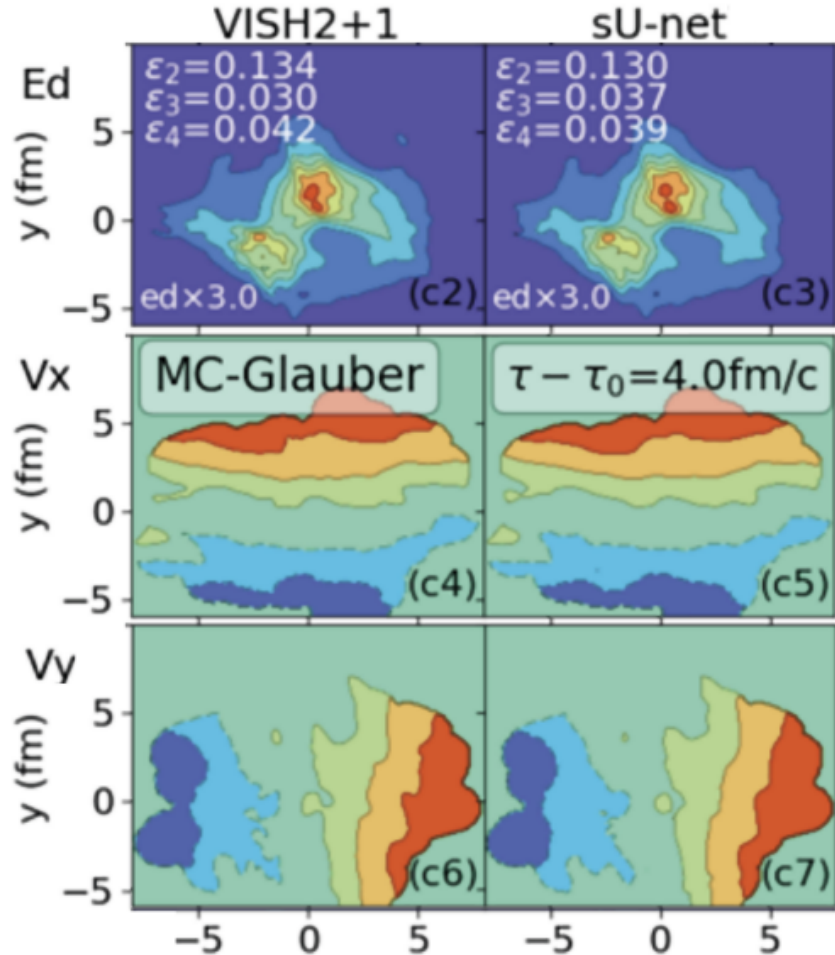
Fig. 1. The architecture of stacked U-net that consists of four residual U-net blocks. The right panel shows the U-net structure, and the depth of the hidden layer is denoted on the top of them.

$$\partial_{\mu} T^{\mu\nu}(\tau, x, y, z) = 0,$$

где $T^{\mu\nu} = (\epsilon + P)u^{\mu}u^{\nu} - P g^{\mu\nu} - \eta^{\mu\nu}$, ϵ есть плотность энергии, P – давление, $\eta^{\mu\nu}$ – тензор вязкости и теплопроводности, а u^{μ} – 4-скорость элемента КГП

Параметры кварк-глюонной среды, полученные
численным решением уравнений гидродинамики (VISH2+1)
и предсказание сверточной нейронной сети (sU-net)

H. Huang et al., Nucl. Phys. A 982,927-930 (2019)



E_d - Плотность энергии

V_x, V_y — компоненты скорости

Цель: добиться адекватного описания нейронной сетью точного решения и на этой основе создать быстрый алгоритм предсказания эволюции среды

Фреймворк (iEVE)

- SuperMC - Glauber Monte Carlo
 - Начальная плотность энергии
- VISHNew — 2+1D Relativistic Hydro
 - Эволюция КХД среды с шагом 0.05 фм
 - Генерация гиперповерхности фризаута + скоростей на этой поверхности
- ISS - Monte Carlo sampler from Cooper-Frye
 - Генерация спектра частиц из поверхности фризаута
- UrQMD afterburner (опционально)
 - Пост-термальная эволюция

Фреймворк (iEVE)

- SuperMC - Glauber Monte Carlo
 - Начальная плотность энергии
- VISHNew — 2+1D Relativistic Hydro
 - Эволюция КХД среды с шагом 0.05 фм
 - Генерация гиперповерхности фризаута + скоростей на этой поверхности
- ISS - Monte Carlo sampler from Cooper-Frye
 - Генерация спектра частиц из поверхности фризаута
- UrQMD afterburner (опционально)
 - Пост-термальная эволюция

- Начальная плотность энергии

- VISHNew — 2+1D Relativistic Hydro

- Эволюция КХД среды с шагом 0.05 фм

- Генерация гиперповерхности фризаута + скоростей на этой поверхности

Заменяется на

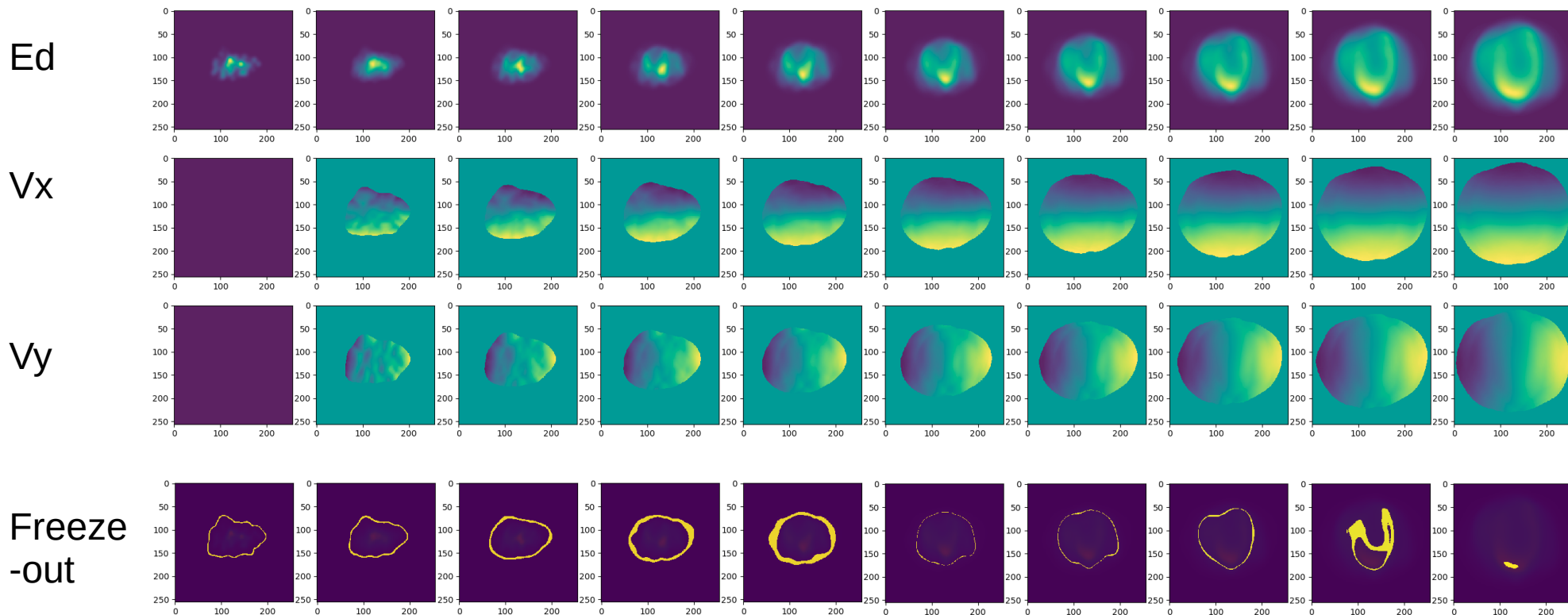
- Начальная плотность энергии

- ML-Hydro

- Эволюция КХД среды с шагом 1 фм

- Генерация гиперповерхности фризаута + скоростей на этой поверхности

Пример эволюции



ИНПУТ

- Semi-central Pb+Pb at 2.76 TeV 10k events
- (90% train, 10% validation)
- Min. bias Pb+Pb at 2.76 TeV 1k events
- Min. bias Xe+Xe at 5.44 TeV
- Min. bias O+O at 7 TeV
- ...

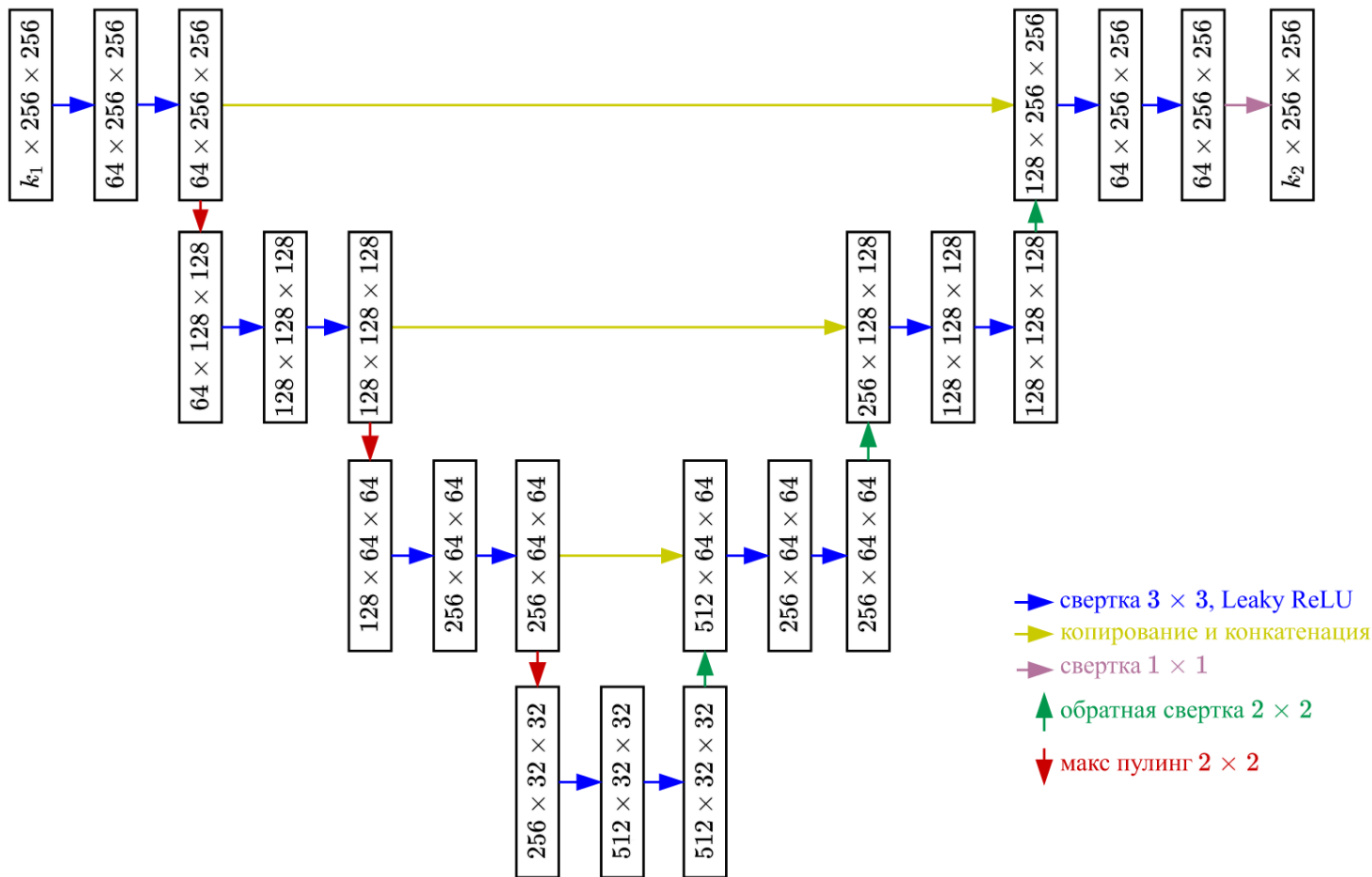
Схемы ML-моделей

- Секвентальные (предсказание на 1 фм)
- Глобальные (предсказание всей эволюции)
- Рекуррентные

Метрика (Loss function):
normalized mean absolute error (MAE) loss

$$L = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{3 \cdot n} \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{|y_i|}$$

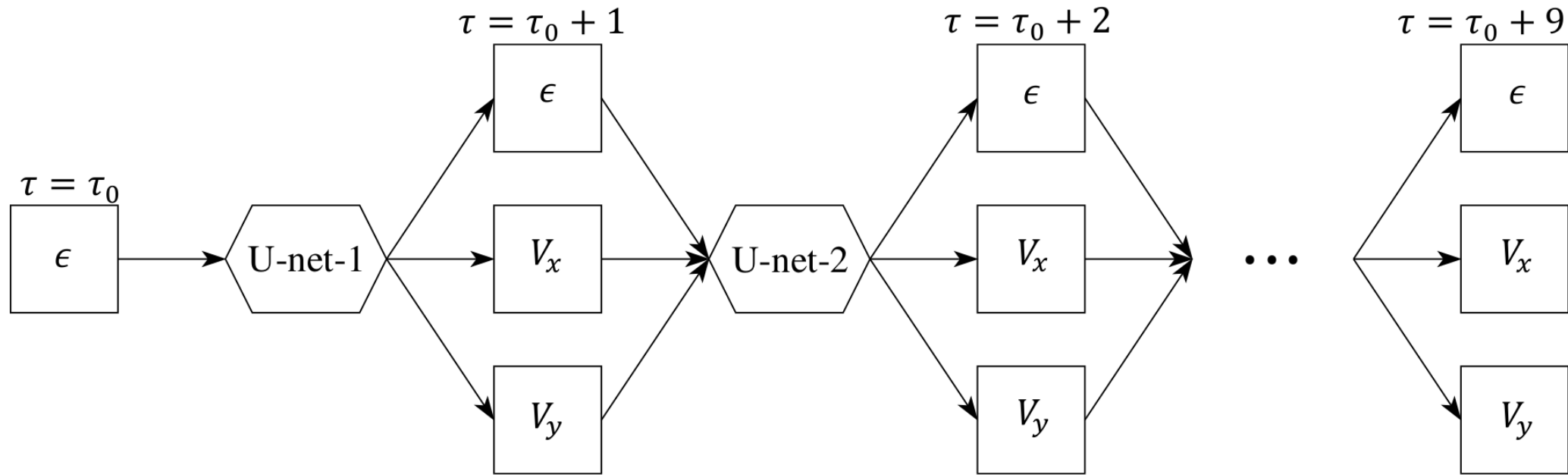
Архитектура U-net, использованная в работе.



Каждый прямоугольник соответствует многоканальной карте признаков (feature map). Первое число в прямоугольнике соответствует числу каналов, остальные два – размерности карты.

Циклический локальный U-net

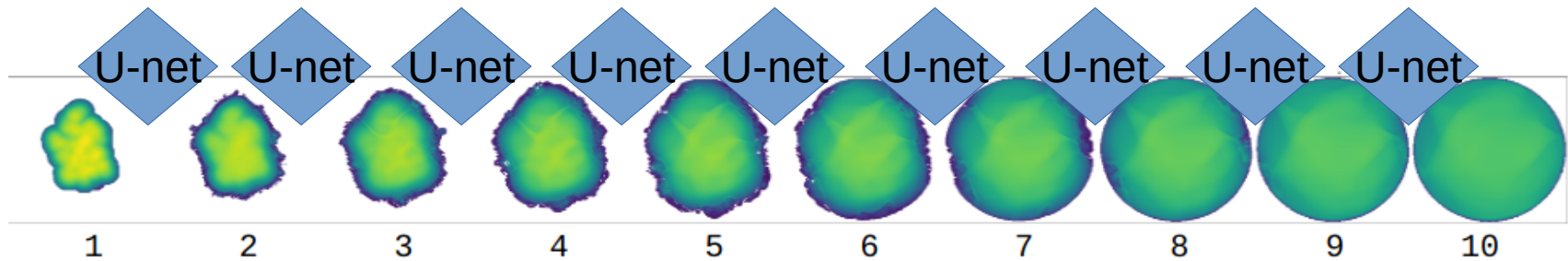
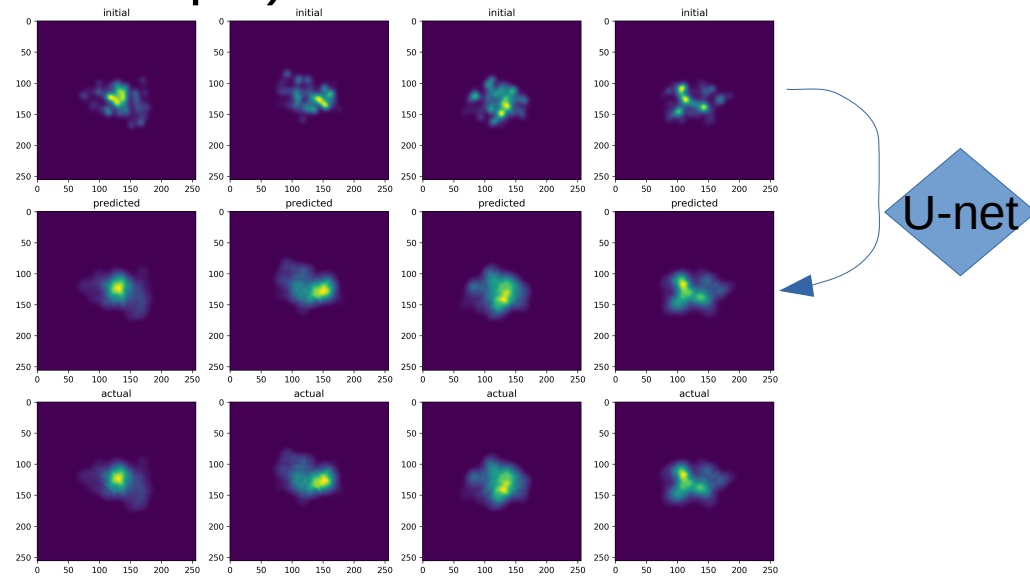
(предсказание на 1 фм)



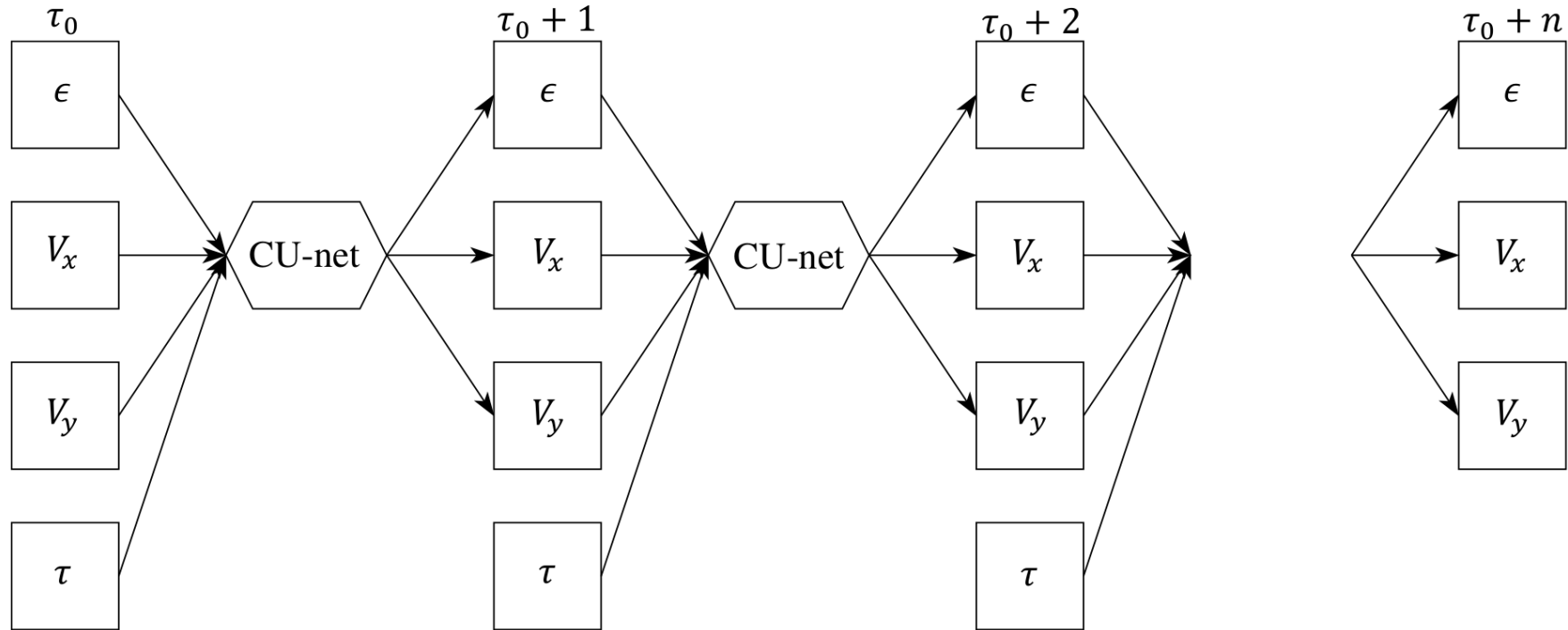
Циклический локальный U-net

(предсказание 1 фм)

- Хорошая точность в локальных пределах
- Модель, натренированная на 1-2 фм хорошо работает только для 1-2, и совсем не работает для 9-10 фм
- Модель, натренированная на всем датасете, на первый взгляд, работает, но при последовательном ее применении накопленная ошибка оказывается недопустимой

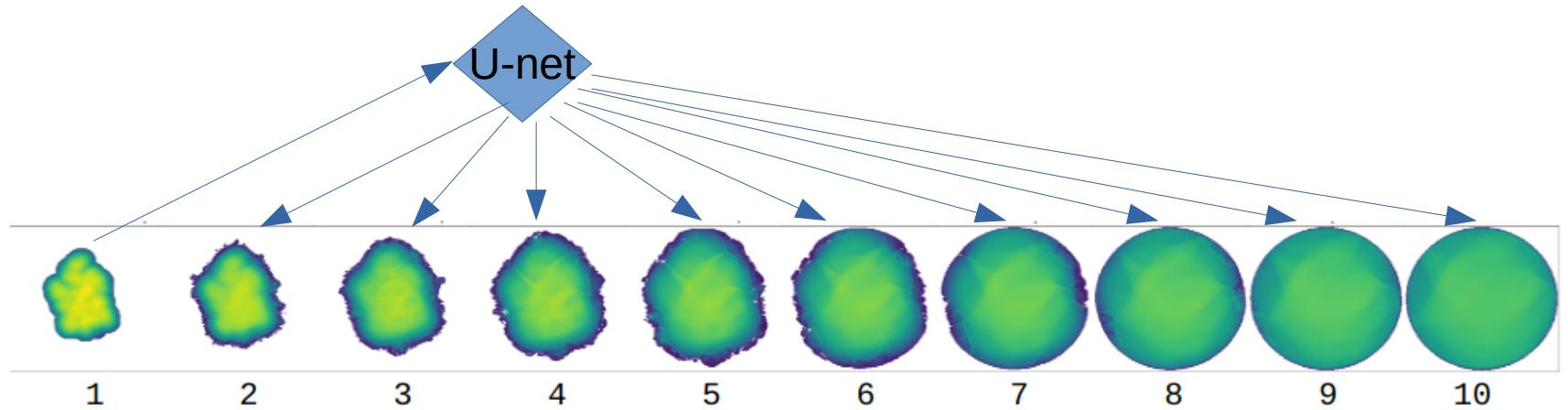


Циклический локальный U-net с явс явной передачей параметра τ



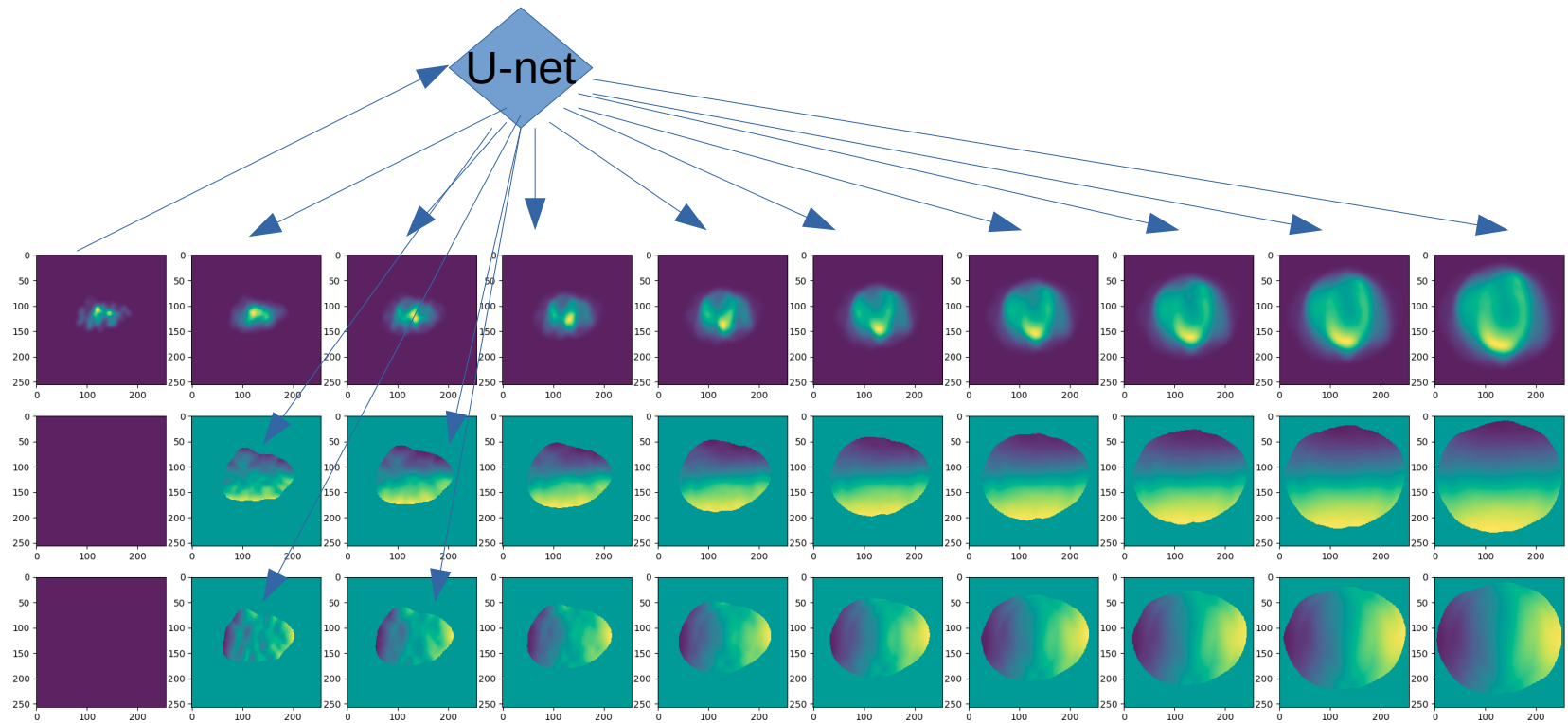
- Улучшение точности модели в т.ч. в глобальной эволюции
- наилучшим способом передавать параметр τ является передача дополнительного изображения, в каждый пиксель которого записано значение τ .

Глобальный U-net

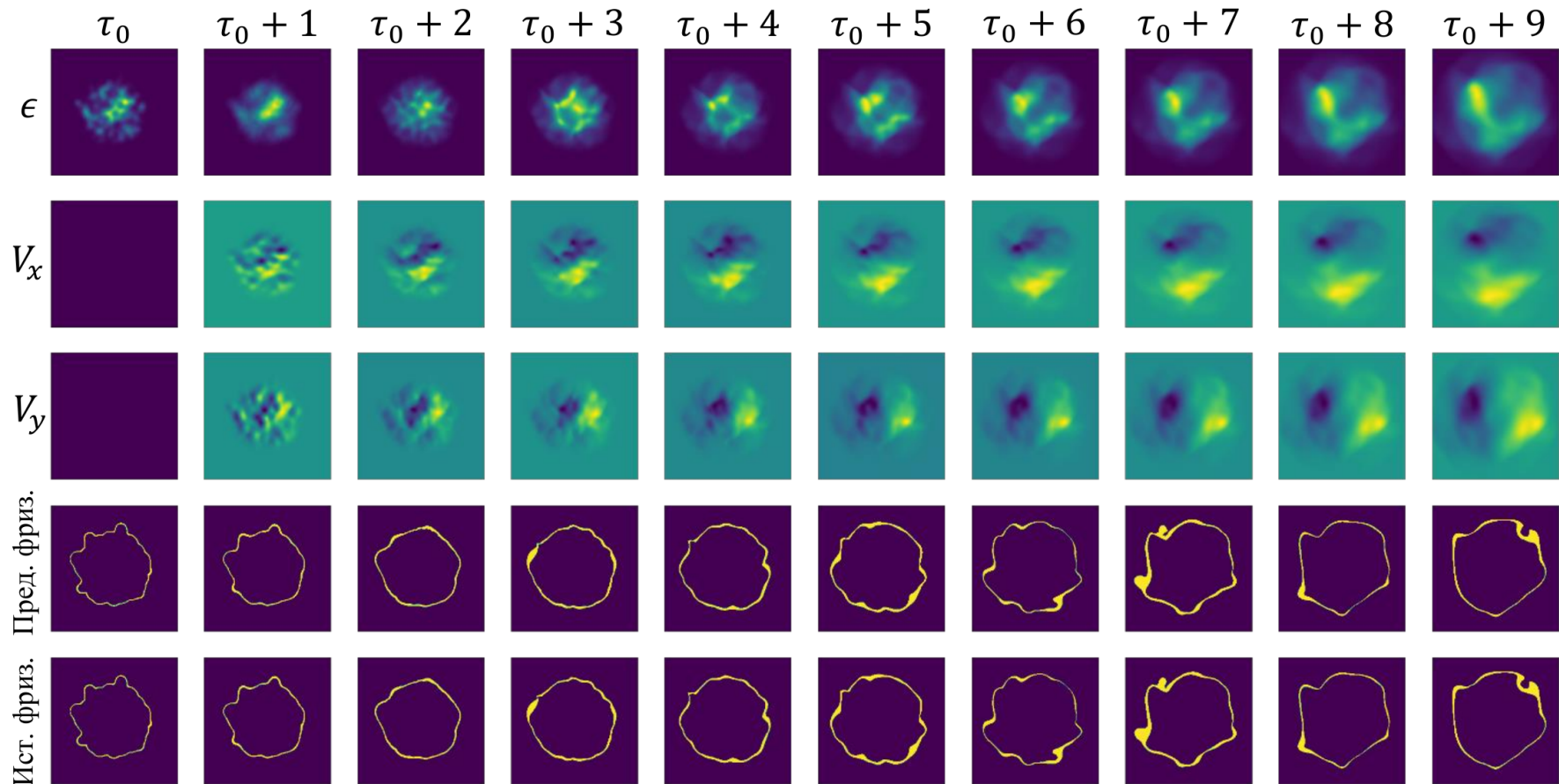


Глобальный U-net

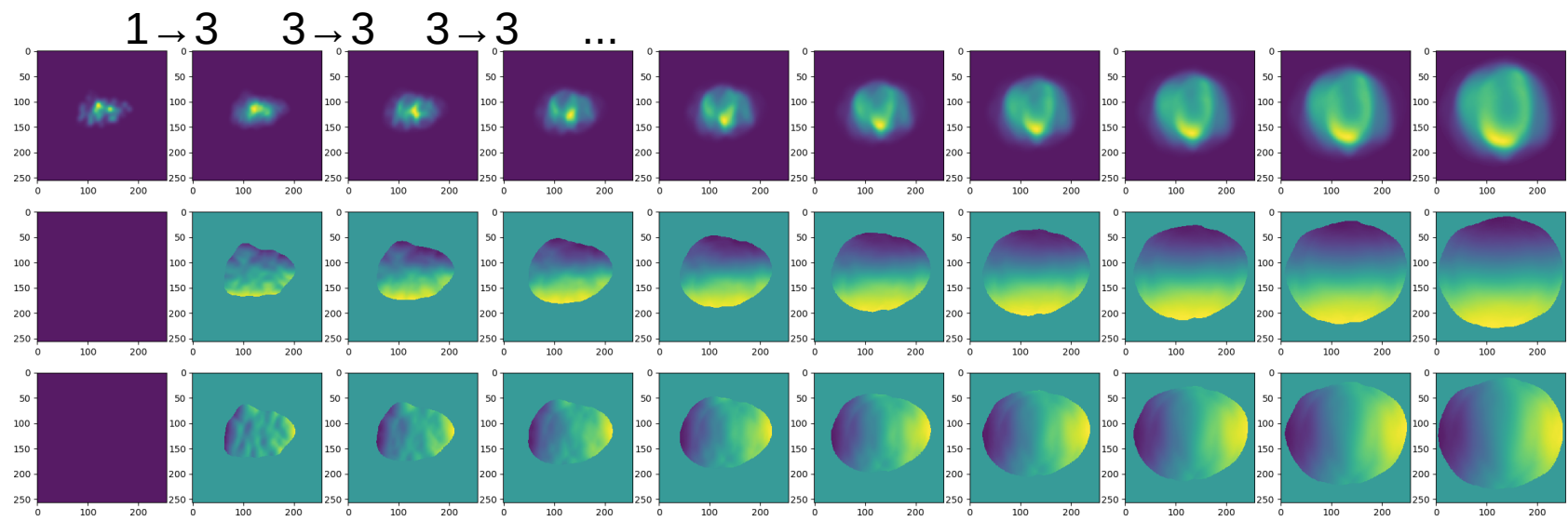
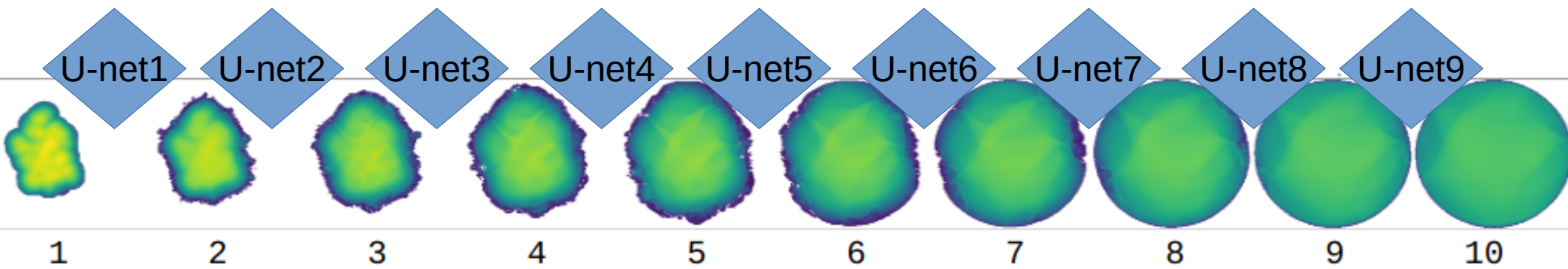
Или даже



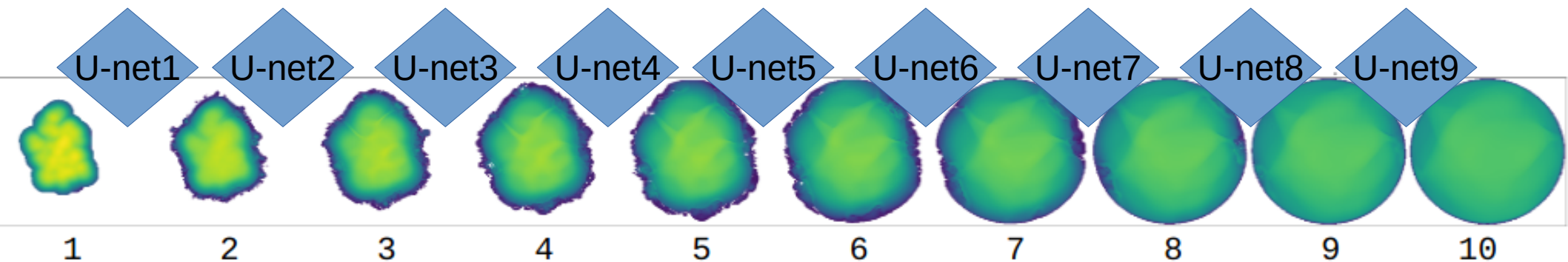
Глобальный U-net



Ансамбль локальных моделей



Ансамбль локальных моделей

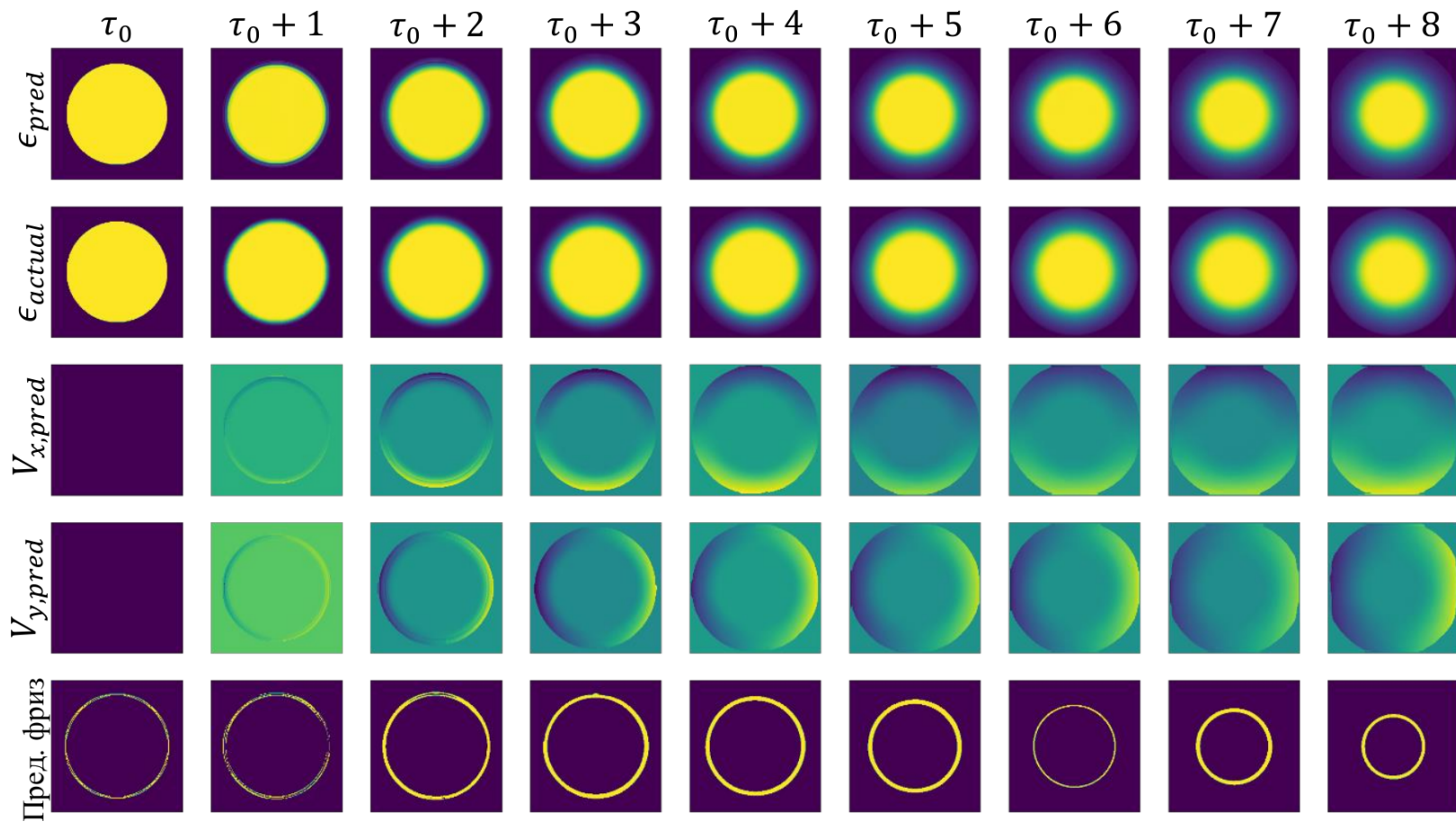


Точность предсказаний — sum mean relative absolute error ~ 0.1
(сумма по $10 \times 256 \times 256$ пикселей)

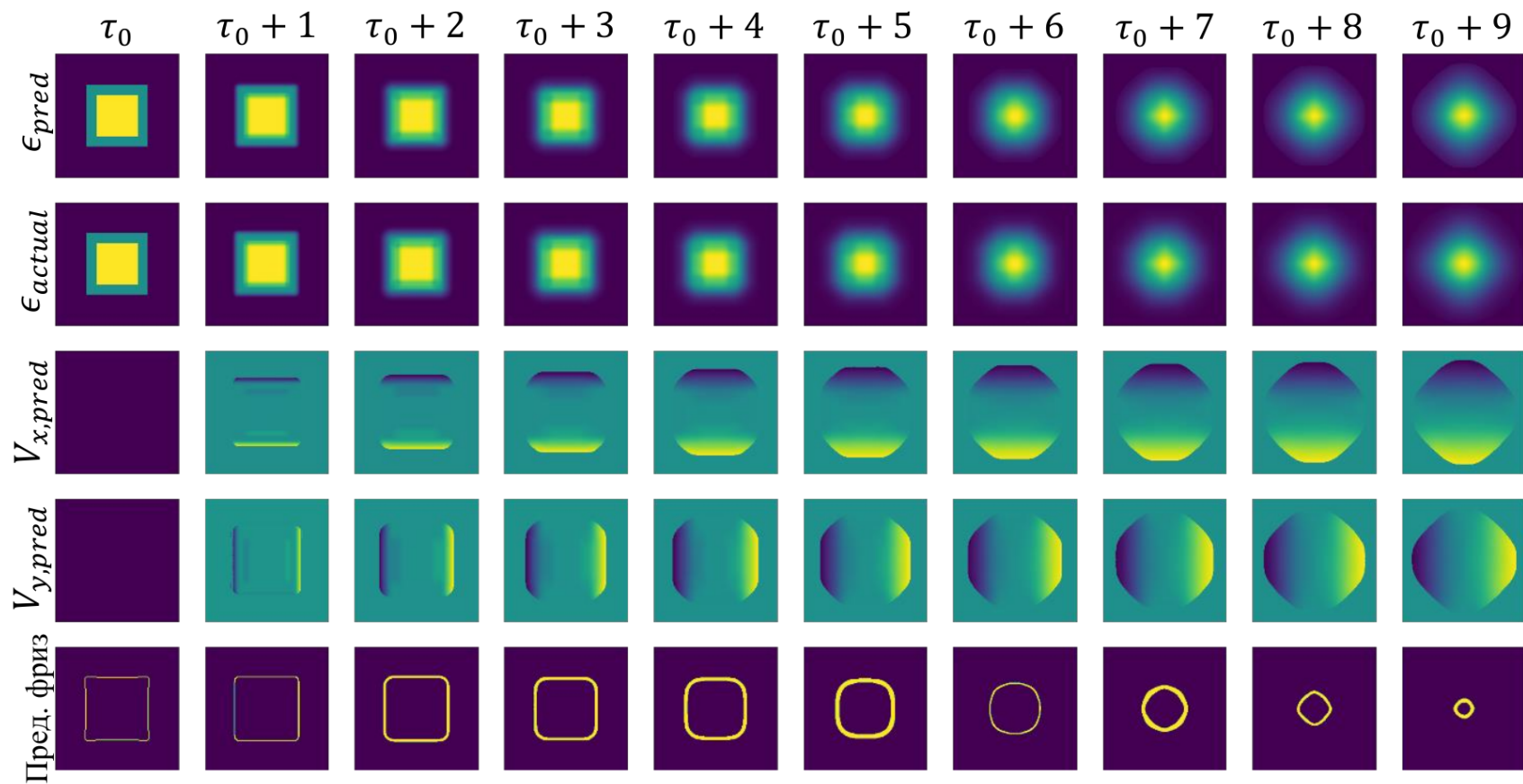
Утилита

```
vkovalen@MSI-vko-GS40: ~  
vkovalen@MSI-vko-GS40:~$ qgpepr --help  
Usage: qgpepr [OPTIONS] INPUT OUTPUT  
  
Options:  
  --visualize      Add visualisation of evolution to output.  
  -v, --verbose    Print additional runtime information.  
  --threshold FLOAT Values of Ed smaller than threshold are represented as  
                   zero. By default is 0.005.  
  
  --help           Show this message and exit.  
vkovalen@MSI-vko-GS40:~$
```

Валидация на стандартных начальных условиях



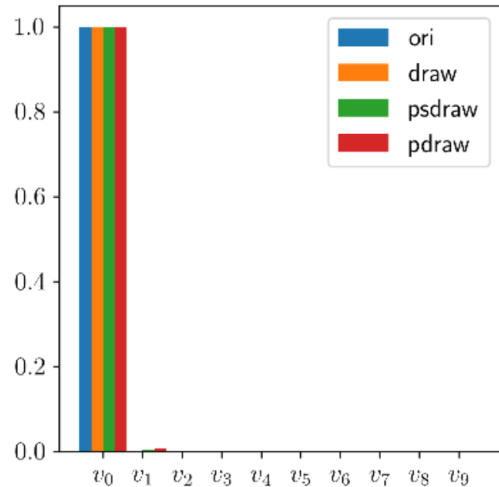
Валидация на стандартных начальных условиях



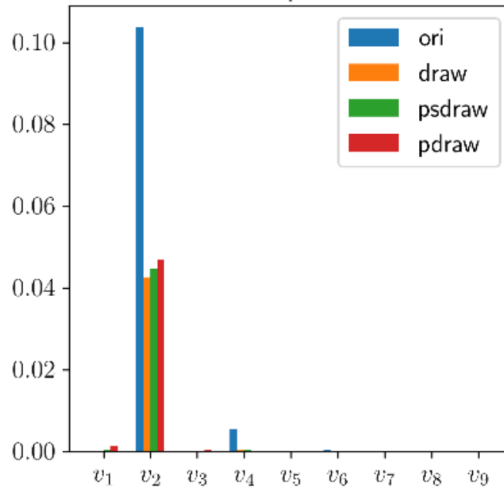
Вычисление азимутальных потоков

$$\frac{d^2n}{p_{\perp} dp_{\perp} d\phi} \propto \left(1 + 2 \sum_n v_n \cos n(\phi - \Psi_R) \right)$$

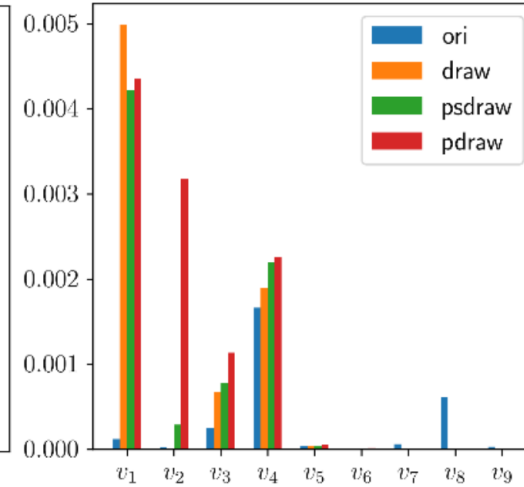
circle



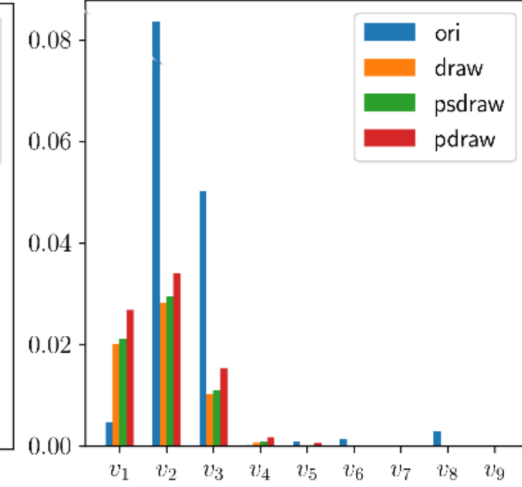
ellipse



square



triangle



Влияние дискретизации гиперповерхности фризаута по параметру τ в 1 фм

Следующие шаги

- Генерация спектра частиц из поверхности фризаута (Cooper-Frye)
- UrQMD afterburner (опционально)
- Переключение на стек MCGlauber+MUSIC+ISS
- Моделирование не всей эволюции, а непосредственно гиперповерхности фризаута (и компонент v_x, v_y на ней)
- 3+1-мерное моделирование — добавление дополнительного бина η_s (быстрота)
- Учет вязкости, бариохим. потенциала.

Спасибо!

Васкуп

- Поверхность фризаута в переменных x , τ

