

Born approximation and transfer learning to accelerate the training stage in data-driven end-to-end approach for seismic monitoring in viscoelastic media

Братчиков Денис



**ИНСТИТУТ
МАТЕМАТИКИ**
имени С. Л. Соболева

В.А. Чеверда,

К.Г. Гадильшин

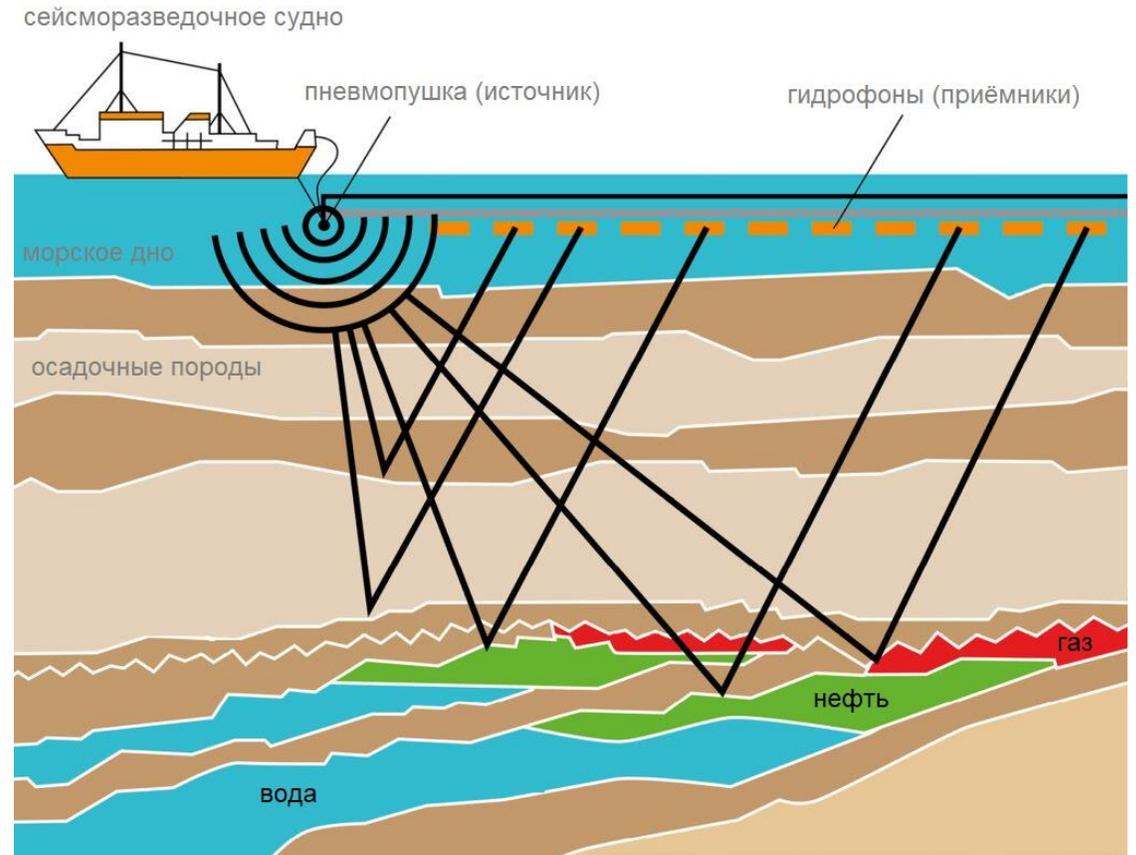
План доклада

- Краткий обзор проблематики
- Моделирование распространения сейсмических волн в вязкоупругих средах
- Аппроксимация оператора обратной задачи свёрточной нейронной сетью
- Создание синтетической обучающей выборки на реалистичной модели месторождения
- Приближение Борна и трансферное обучение для ускорения создания обучающей выборки

Проблематика и её актуальность

4D Сейсмический мониторинг

Исследование геолого-физических свойств месторождения в процессе его разработки для принятия комплексных технологических мероприятий, обеспечивающих снижение доли неизвлекаемых запасов углеводородов.



Методы

- МОВ, МПВ, МОГТ
- Различные миграционные процедуры
- Сейсмическая томография
- **Обращения полного волнового поля (FWI)**

Недостатки FWI:

- Сходимость к локальному минимуму из-за сильной нелинейности целевого функционала
- Чувствительно решения к наличию низкочастотной информации в сейсмических данных
- Связность параметров при многопараметрической постановке задачи
- **ВЫСОКАЯ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ СТОИМОСТЬ!**

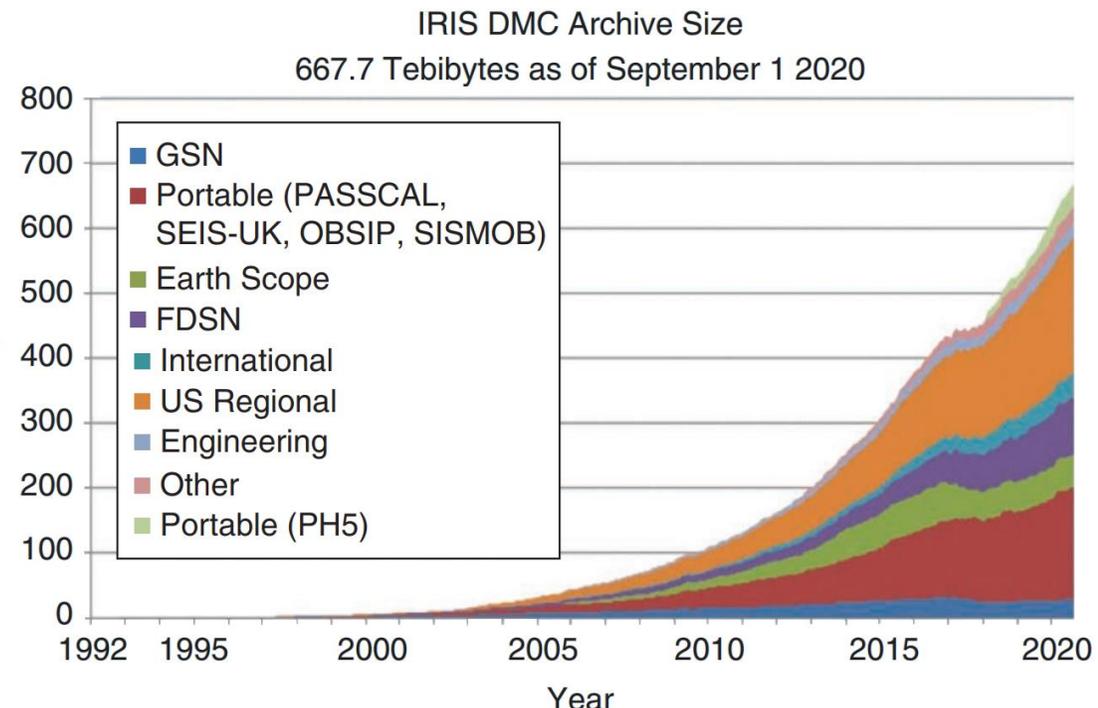
Подход основанный на данных

Data-driven end-to-end подход

Замена решения обратной динамической задачи сейсморазведки задачей обучения с учителем, где на вход поступают сейсмические данные, а на выходе имеем геолого-физические параметры среды.

Плюсы:

- Экономия вычислительных ресурсов на дорогостоящих процессах обработки сейсмических данных путём избегания моделирования прямой задачи и мгновенное получение результата инверсии при наличии ML-модели с хорошей обобщающей способностью.



A. Adler, M. Araya-Polo and T. Poggio, "Deep Learning for Seismic Inverse Problems: Toward the Acceleration of Geophysical Analysis Workflows," in *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 38, no. 2, pp. 89-119, March 2021, doi: 10.1109/MSP.2020.3037429.

Минусы:

- Необходима репрезентативная обучающая выборка.

Идея

Приближение Борна и трансферное обучение

Применение приближения Борна и трансферного обучения для ускорения создания синтетической обучающей выборки в условиях малости изменения геолого-физических свойств породы для восстановления резервуара и его ближайшего окружения, а не всей целевой области.

Прямая задача. Математическая модель распространения сейсмических волн в вязкоупругих средах

- Математическая модель:

$$\left\{ \begin{array}{l} i\omega\rho\mathbf{u} = \operatorname{div} \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{f} \\ i\omega\varepsilon = \frac{1}{2}(\nabla\mathbf{u} + \nabla\mathbf{u}^*) \\ \sigma_{ij} = \tilde{\lambda}(\omega)\operatorname{tr}\varepsilon\delta_{ij} + 2\tilde{\mu}(\omega)\varepsilon_{ij} \end{array} \right.$$

- Модель Кольского:

$$\tilde{\lambda} + 2\tilde{\mu} = \rho \left(v_p \left(1 + \frac{1}{Q_p} \left(\frac{1}{\pi} \log \frac{\omega}{\omega_0} + \frac{i}{2} \right) \right) \right)^2$$
$$\tilde{\mu} = \rho \left(v_s \left(1 + \frac{1}{Q_s} \left(\frac{1}{\pi} \log \frac{\omega}{\omega_0} + \frac{i}{2} \right) \right) \right)^2$$

- Краевые условия PML:

$$\frac{\partial}{\partial \tilde{x}} = \frac{1}{1 + \frac{d_x}{i\omega}} \frac{\partial}{\partial x} \quad \frac{\partial}{\partial \tilde{z}} = \frac{1}{1 + \frac{d_z}{i\omega}} \frac{\partial}{\partial z}$$

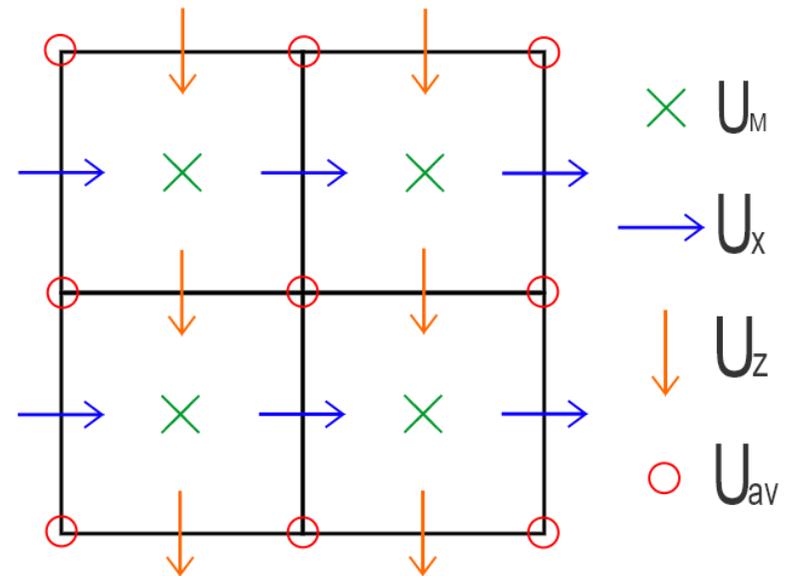
где $\mathbf{u} = (u_x, u_z)$ – вектор смещений, $\varepsilon, \boldsymbol{\sigma}$ – тензоры деформаций и напряжений, ρ – плотность, $\tilde{\lambda}, \tilde{\mu}$ – коэффициенты Ламе, v_p, v_s – скорость продольных и поперечных волн, Q_p, Q_s – добротность продольных и поперечных волн, ω – угловая частота, $\mathbf{f} = (f_1, f_2)$ – источник.

Прямая задача. Численное моделирование распространения сейсмических волн в вязкоупругих средах

- Математическая модель:

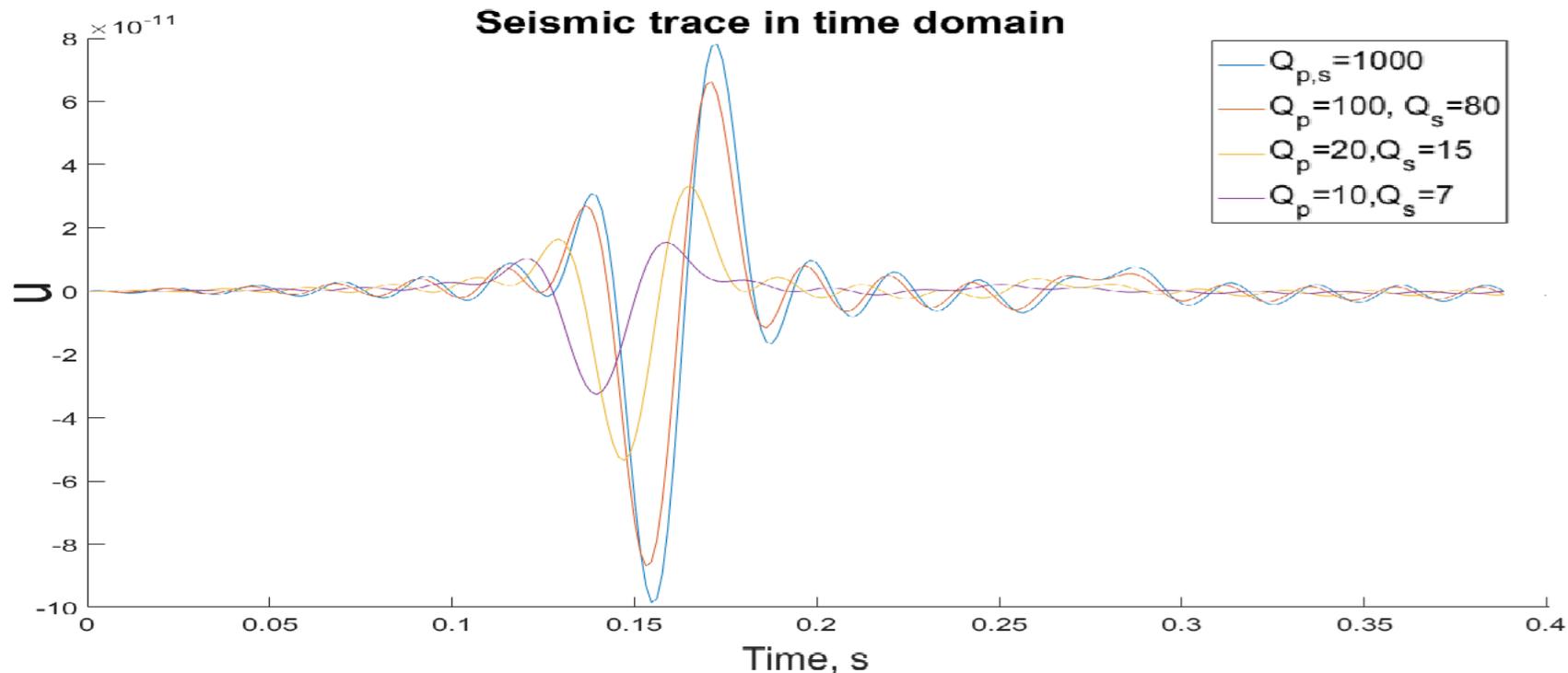
$$\begin{cases} \omega^2 \rho u_x + \frac{\partial}{\partial x} \left[\tilde{\lambda} \left(\frac{\partial u_x}{\partial x} + \frac{\partial u_z}{\partial z} \right) + 2\tilde{\mu} \frac{\partial u_x}{\partial x} \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[\tilde{\mu} \left(\frac{\partial u_z}{\partial x} + \frac{\partial u_x}{\partial z} \right) \right] = f(\omega) \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_s) \\ \omega^2 \rho u_z + \frac{\partial}{\partial z} \left[\tilde{\lambda} \left(\frac{\partial u_x}{\partial x} + \frac{\partial u_z}{\partial z} \right) + 2\tilde{\mu} \frac{\partial u_z}{\partial z} \right] + \frac{\partial}{\partial x} \left[\tilde{\mu} \left(\frac{\partial u_z}{\partial x} + \frac{\partial u_x}{\partial z} \right) \right] = f(\omega) \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_s) \end{cases}$$

- Конечные разности
- Сдвинутые сетки
- LU-разложение
- Intel MKL PARDISO



Прямая задача. Влияние изменения добротности на волновое поле

- Однородная $\rho = 2200 \text{ кг/м}^3, v_p = 3100 \text{ м/с}, v_s = 1800 \text{ м/с}, Q_p = 1000, Q_s = 1000$
модель: $500 \text{ м} \times 1000 \text{ м}$



Синяя линия – соответствует идеально-упругой среде, оранжевая линия – значения добротности $Q_p = 100, Q_s = 80$, жёлтая линия – значения добротности $Q_p = 20, Q_s = 15$, фиолетовая линия – значения добротности $Q_p = 10, Q_s = 7$.

Обратная задача. Постановка

Прямая задача

$$F(m) = d \quad m = (\rho, v_p, v_s, Q_p, Q_s),$$
$$d = (\dots, \mathbf{u}_{x_s}(\mathbf{x}_r, \boldsymbol{\omega}_j), \dots), s = 1 \dots N_s, r = 1 \dots N_r, j = 1 \dots N_f.$$

Обратная задача

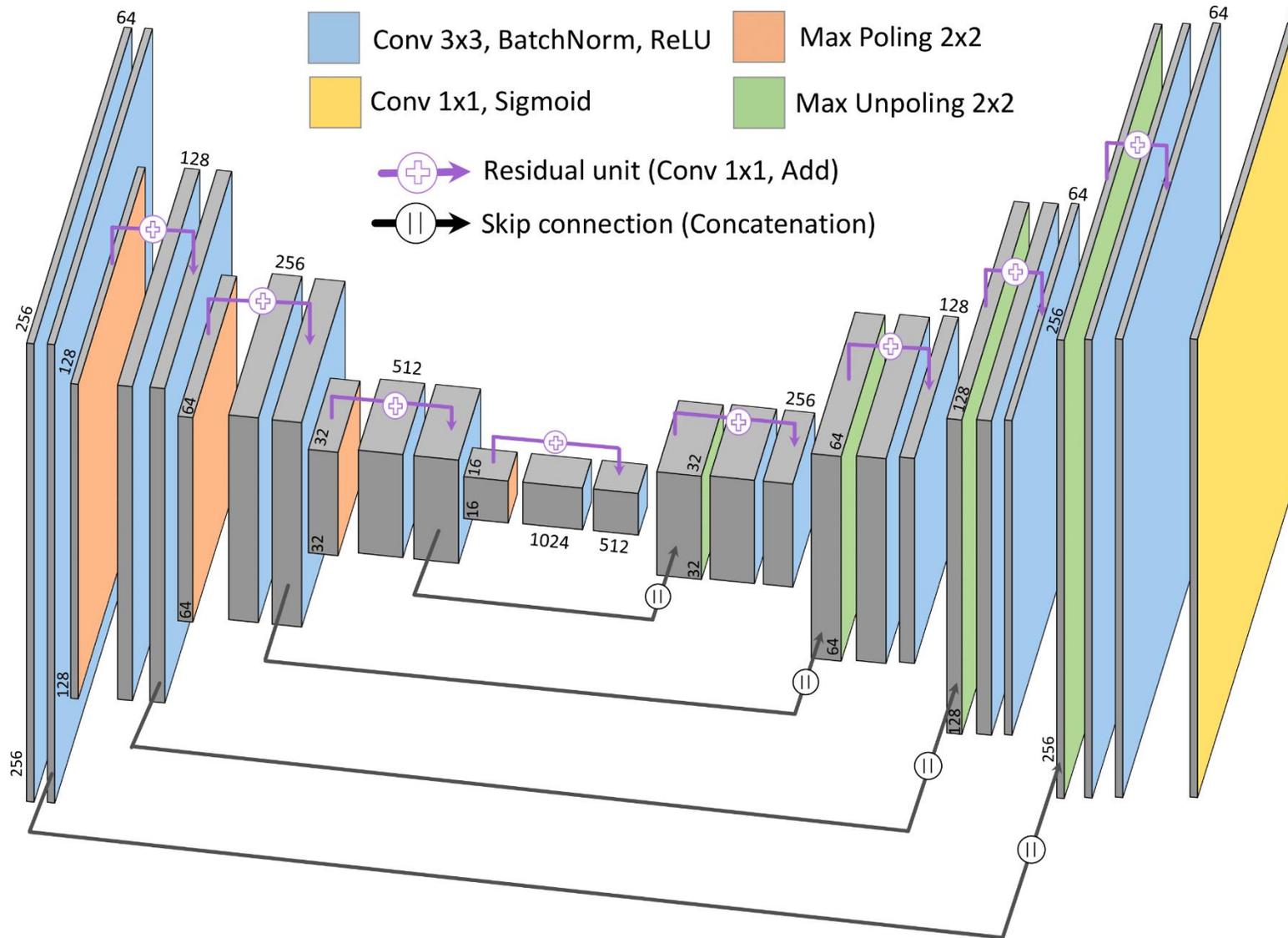
По наблюдаемым данным d_{obs} найти модель m_{true} : $F(m_{true}) = d_{obs}$.

Решение

Аппроксимация оператора обратной задачи сейсмологии F^{-1} с помощью глубокой свёрточной нейронной сети \hat{F}^{-1} для предсказания модели среды m_{pred} по сейсмическим данным d_{obs}

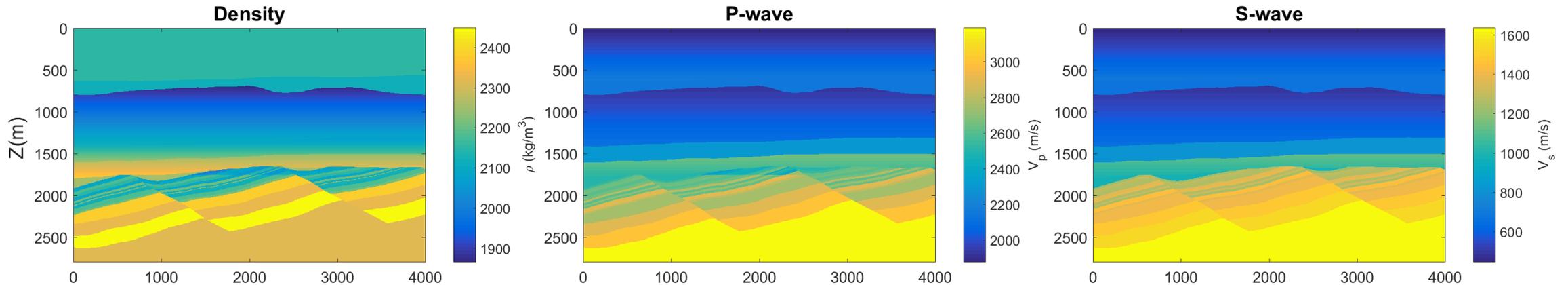
$$m_{pred} = \hat{F}^{-1}(d_{obs}).$$

Архитектура нейронной сети ResUnet



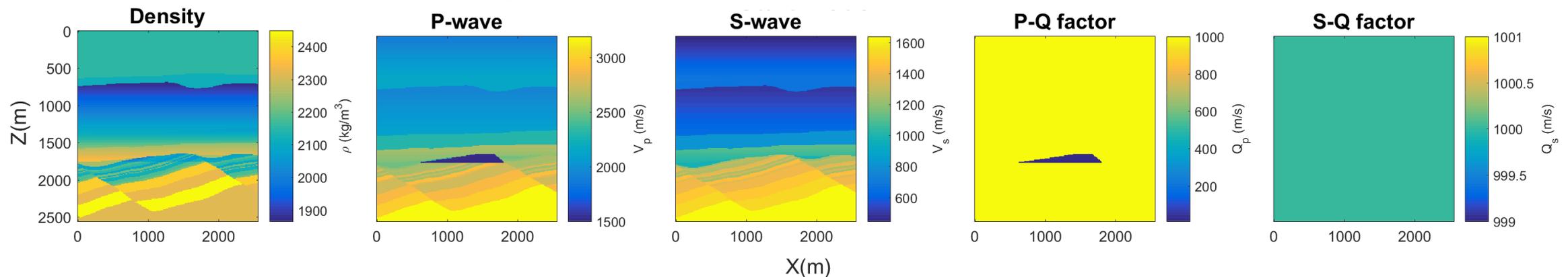
Обучающая выборка. Стартовая модель месторождения

- Упругая реалистичная модель месторождения Гуллфакс:

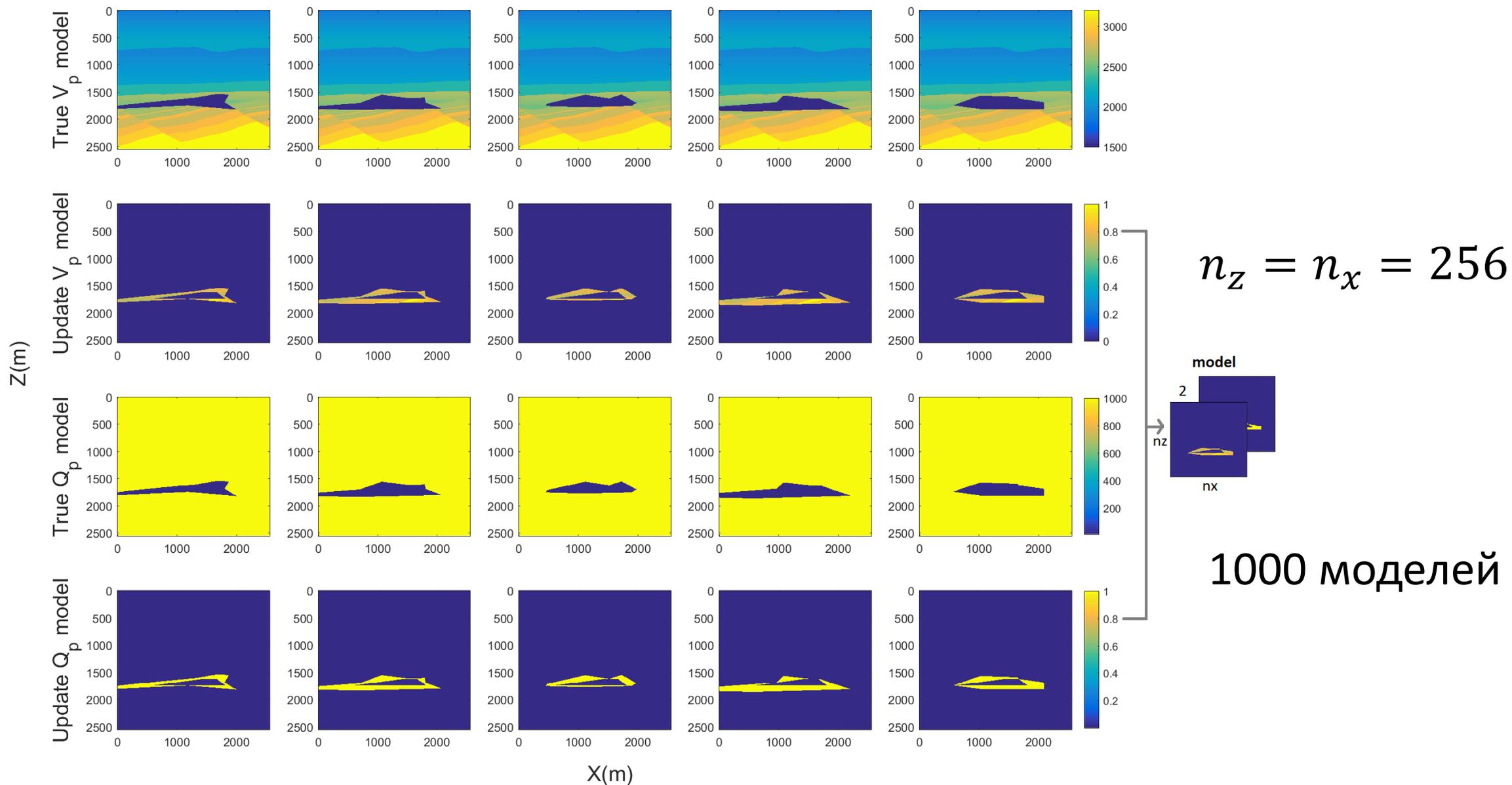


J. Hesthammer, H. Fossen, "Structural core analysis from the Gullfaks area, northern North Sea, Marine and Petroleum Geology", vol. 18, is. 3, 2001, pp. 411-439, ISSN 0264-8172, doi: 10.1016/S0264-8172(00)00068-4.

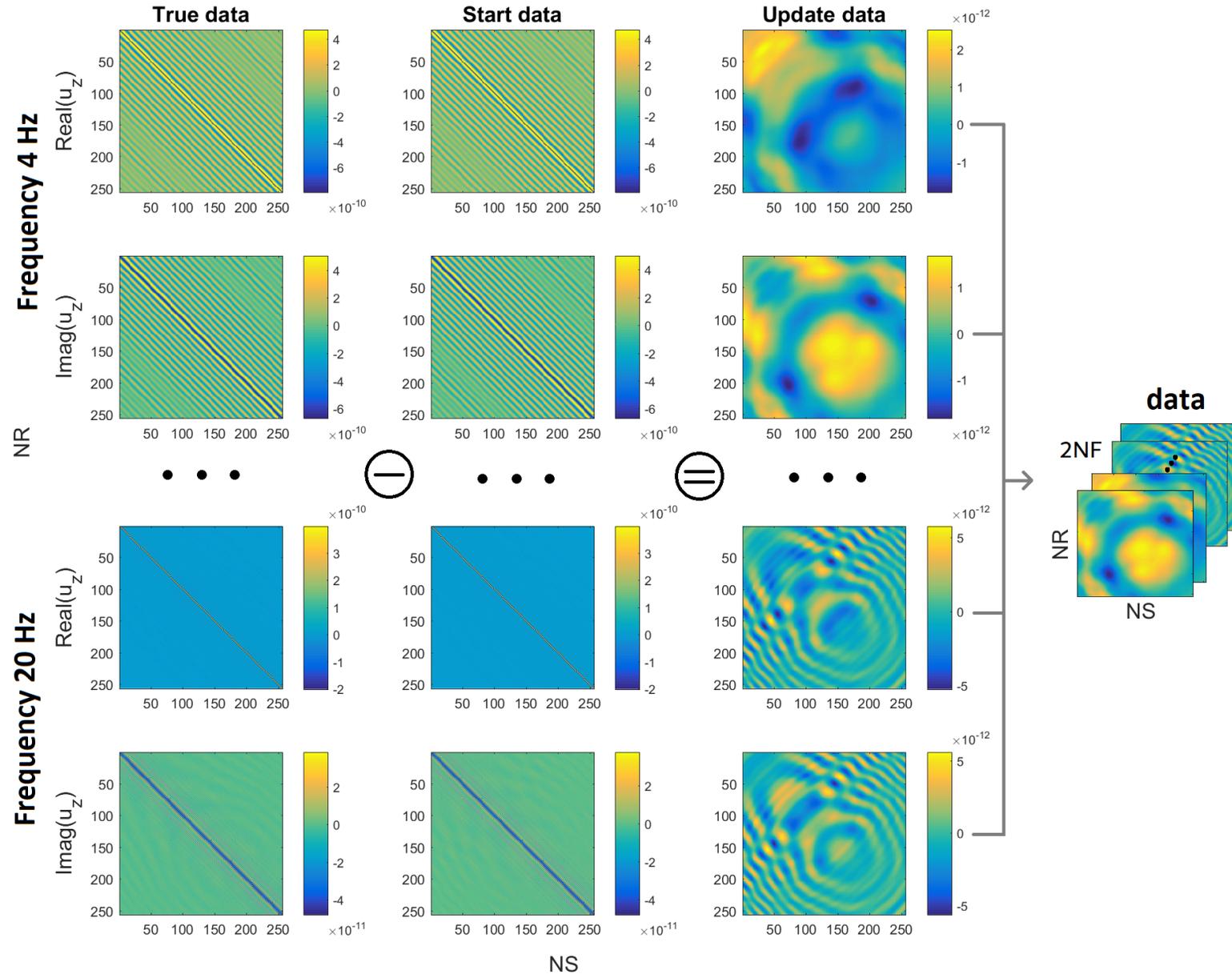
- Стартовая вязкоупругая модель:



Обучающая выборка. Создание истинных моделей среды



Обучающая выборка. Расчёт синтетических волновых полей

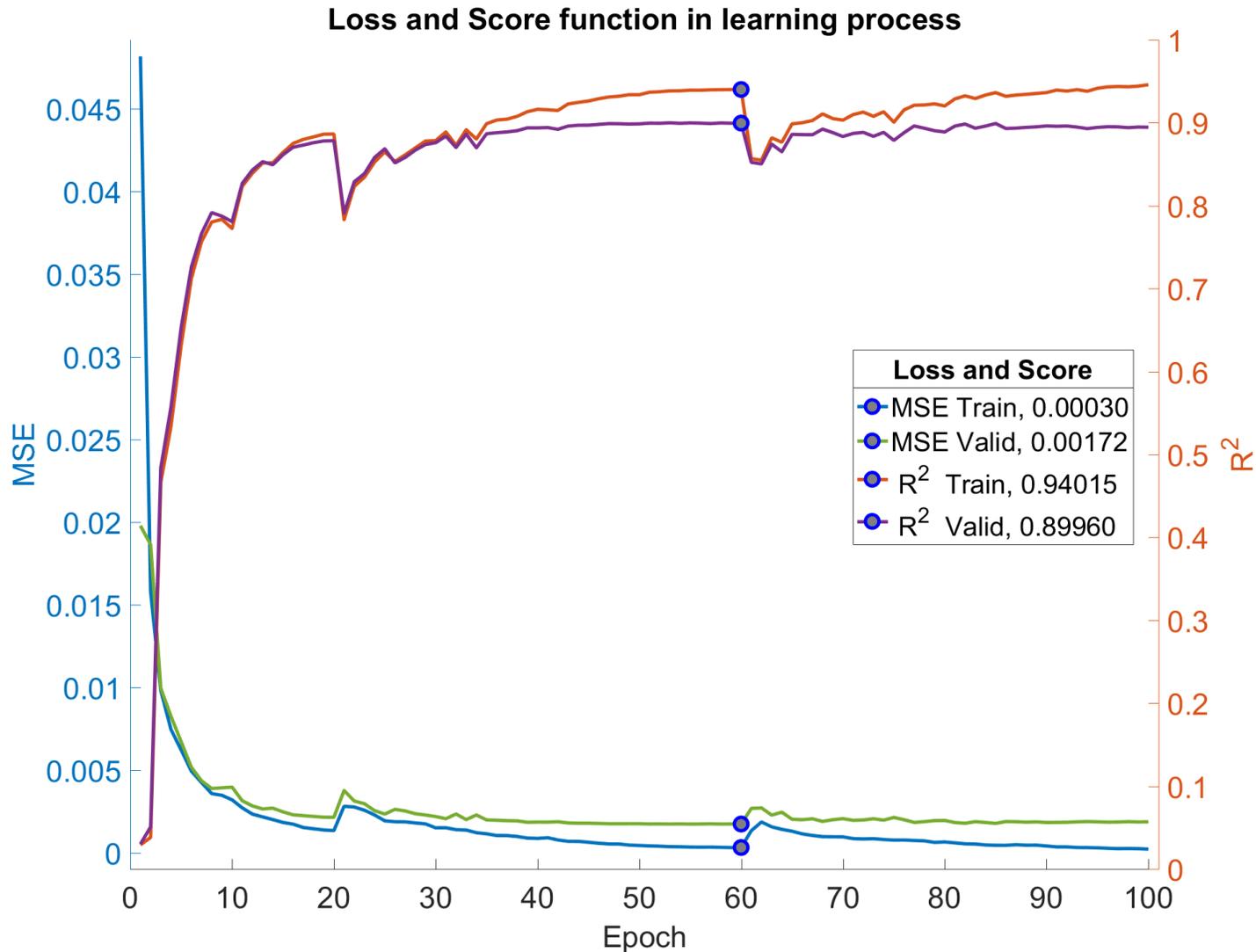


$$N_r = N_s = 256$$

$$N_f = 9$$

$$\omega = 4:2:20$$

Процесс обучения. Функция потерь и метрика



- Функция потерь:

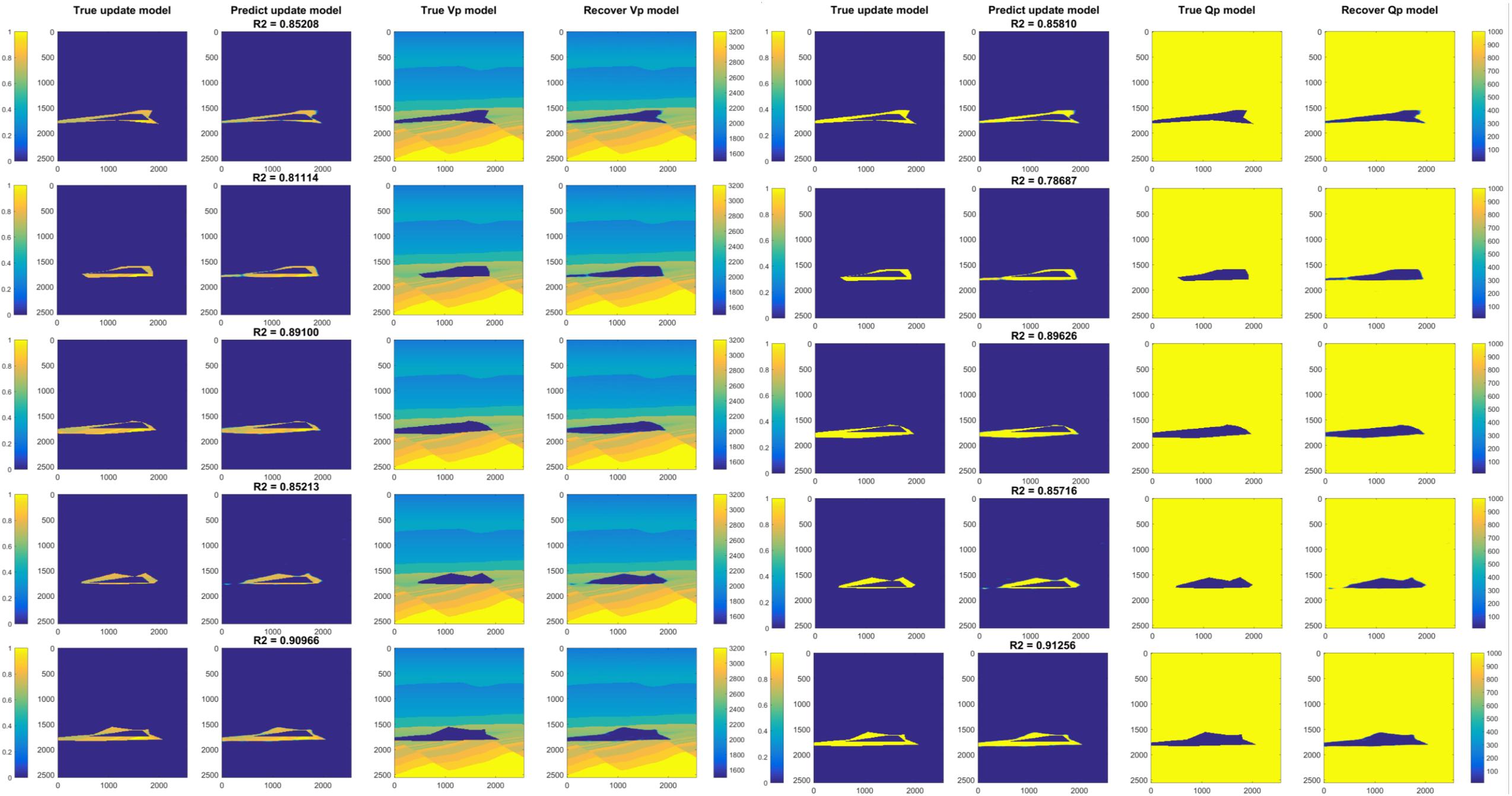
$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (m_i^{true} - m_i^{pred})^2.$$

- Метрика:

$$R^2 = 1 - \sum_{i=1}^N \frac{(m_i^{true} - m_i^{pred})^2}{(m_i^{true} - \bar{m})^2},$$

$$\bar{m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N m_i^{true}.$$

Результат предсказания нейронной сети на тестовой выборке



Ускорение создания обучающей выборки. Приближение Борна и трансферное обучение

Создание обучающей выборки с помощью конечноразностного моделирования

- $F(m_{start}) = d_{start}$
- $F(m_{true}) = d_{true}$
- $\delta d = d_{true} - d_{start}$

Создание обучающей выборки с помощью приближения Борна

- $F(m_{start}) = d_{start}$
- $F(m_{true}) \approx F(m_{start}) + \frac{\delta F}{\delta m}(m_{start})(\delta m)$
 $d_{true} \approx d_{start} + \frac{\delta F}{\delta m}(m_{start})(\delta m)$
- $\delta d = \frac{\delta F}{\delta m}(m_{start})(\delta m)$

Цель: Ускорение создания обучающей выборки за счёт уменьшения количества решения прямых задач

Требование: Малость изменения модели

Формальная производная Фреше

$$\begin{cases} \omega^2 \rho \delta u + \frac{\partial}{\partial x} \left[\tilde{\lambda} \left(\frac{\partial \delta u}{\partial x} + \frac{\partial \delta v}{\partial z} \right) + 2\tilde{\mu} \frac{\partial \delta u}{\partial x} \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[\tilde{\mu} \left(\frac{\partial \delta u}{\partial z} + \frac{\partial \delta v}{\partial x} \right) \right] = -f_1, \\ \omega^2 \rho \delta v + \frac{\partial}{\partial z} \left[\tilde{\lambda} \left(\frac{\partial \delta u}{\partial x} + \frac{\partial \delta v}{\partial z} \right) + 2\tilde{\mu} \frac{\partial \delta v}{\partial z} \right] + \frac{\partial}{\partial x} \left[\tilde{\mu} \left(\frac{\partial \delta u}{\partial z} + \frac{\partial \delta v}{\partial x} \right) \right] = -f_2, \end{cases}$$

$$f_1 = \omega^2 \delta \rho u + \frac{\partial}{\partial x} \left[A \left(\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial z} \right) - 2B \frac{\partial v}{\partial z} \right] + \frac{\partial}{\partial z} \left[B \left(\frac{\partial u}{\partial z} + \frac{\partial v}{\partial x} \right) \right]$$

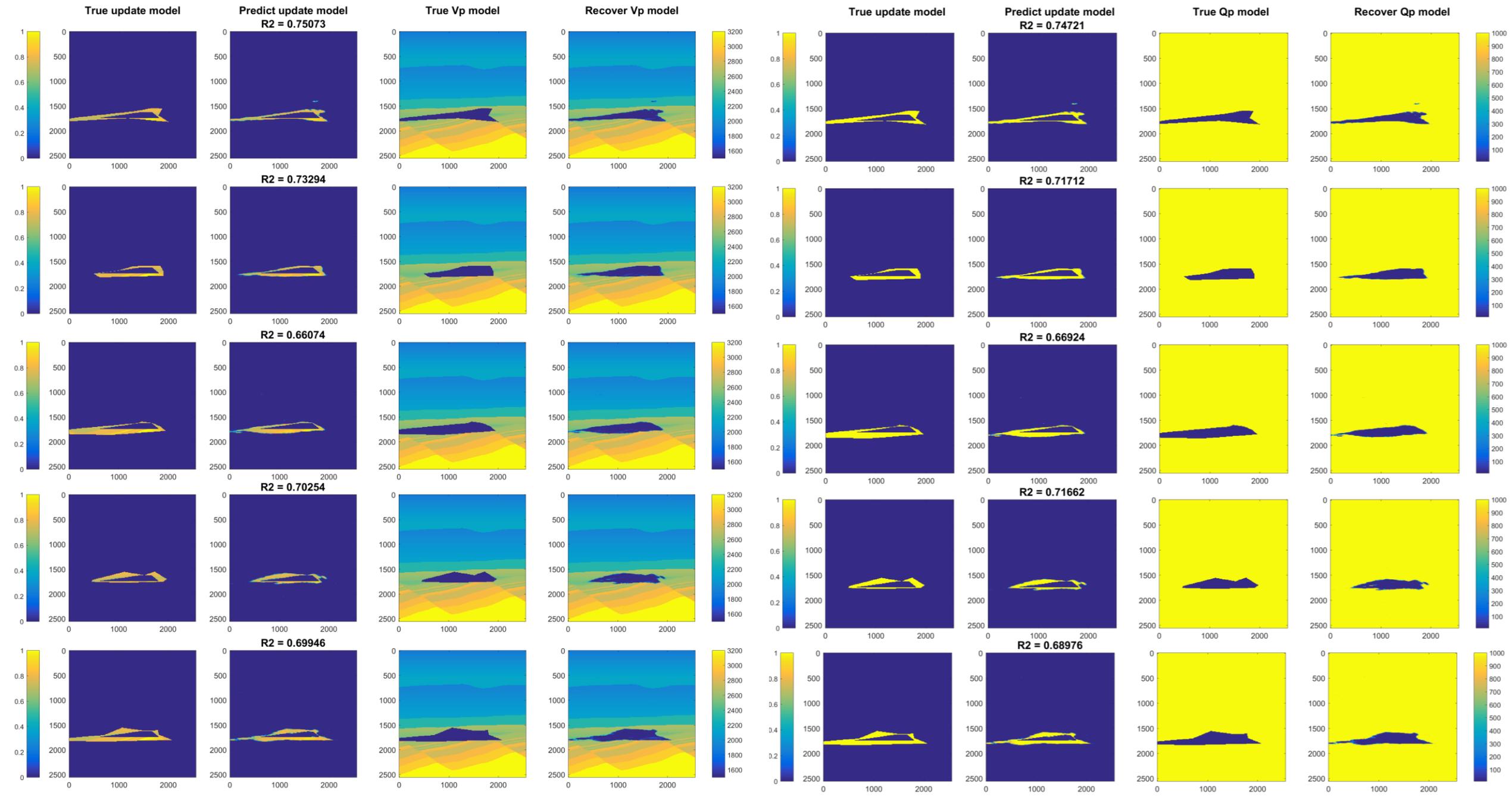
$$f_2 = \omega^2 \delta \rho v + \frac{\partial}{\partial z} \left[A \left(\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial z} \right) - 2B \frac{\partial u}{\partial x} \right] + \frac{\partial}{\partial x} \left[B \left(\frac{\partial u}{\partial z} + \frac{\partial v}{\partial x} \right) \right]$$

$$A = [(\delta \lambda + 2\delta \mu) (1 + C q_p) + 2C \delta q_p (\lambda + 2\mu)] (1 + C q_p),$$

$$B = [\delta \mu (1 + C q_s) + 2C \delta q_s \mu] (1 + C q_s),$$

$$C = \frac{1}{\pi} \log \frac{\omega}{\omega_0} + \frac{i}{2}.$$

Результат предсказания нейронной сети после трансферного обучения



Результаты ускорения

- Время создания одного образца обучающего набора данных

Matrix discretization size	100^2	250^2	500^2	1000^2
Full wave field modelling time, sec	0,63	5,15	23,14	110,4
Born approximation time, sec	0,54	4,19	17,42	74,61
Acceleration	1,17	1,23	1,33	1,48

- Время создания всей обучающей выборки для системы размера 100x100

Dataset size	1	128	256	512	1024
Forward modeling time	124 sec	4,35 hours	8,74 hours	17,59 hours	35,29 hours
Born approximation time	86 sec	3,07 hours	6,15 hours	12,27 hours	24,61 hours
Acceleration	1,44	1,42	1,42	1,43	1,43

Выводы:

- Аппроксимирован оператор обратной динамической задачи сейсмологии для восстановления глубинного распределения скорости и добротности продольных волн вязкоупругой модели среды с помощью глубокой сверточной нейронной сети на реалистичной выборке с месторождения Гулфакс при условии, что в начальный момент времени известна начальная модель резервуара.
- Предложен и продемонстрирован подход ускорения создания обучающей выборки, основанный на приближении Борна, для применения трансферного обучения при условии, что модель претерпевает небольшие изменения.

Работа выполнена при поддержке
РНФ 22-11-00104.

Спасибо за внимание!
Буду рад ответить на ваши вопросы.