Совмещенные постановки обратных задач медицинской томографии: численные методы и глубокое обучение

М.А. Шишленин

С.И. Кабанихин, Н.С. Новиков

Институт математики им. С.Л. Соболева СО РАН

Новосибирский государственный университет

Институт вычислительной математики и математической геофизики СО РАН

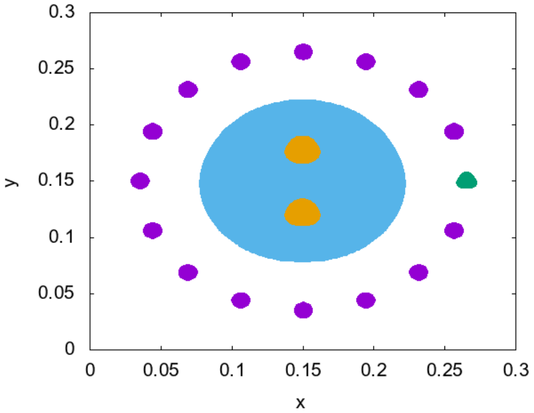
XVI Забабахинские Научные Чтения

29 мая – 2 июня 2023

РФЯЦ-ВНИИТФ, Снежинск

Содержание

1. Мотивация
2. Введение
3. Восстановление акустических параметров среды
4. Совмещенные постановки
5. Текущая работа

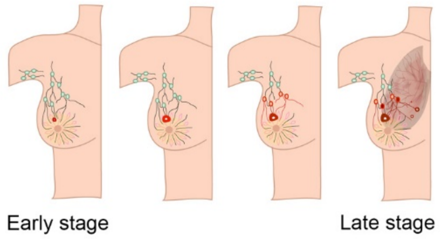


Мотивация

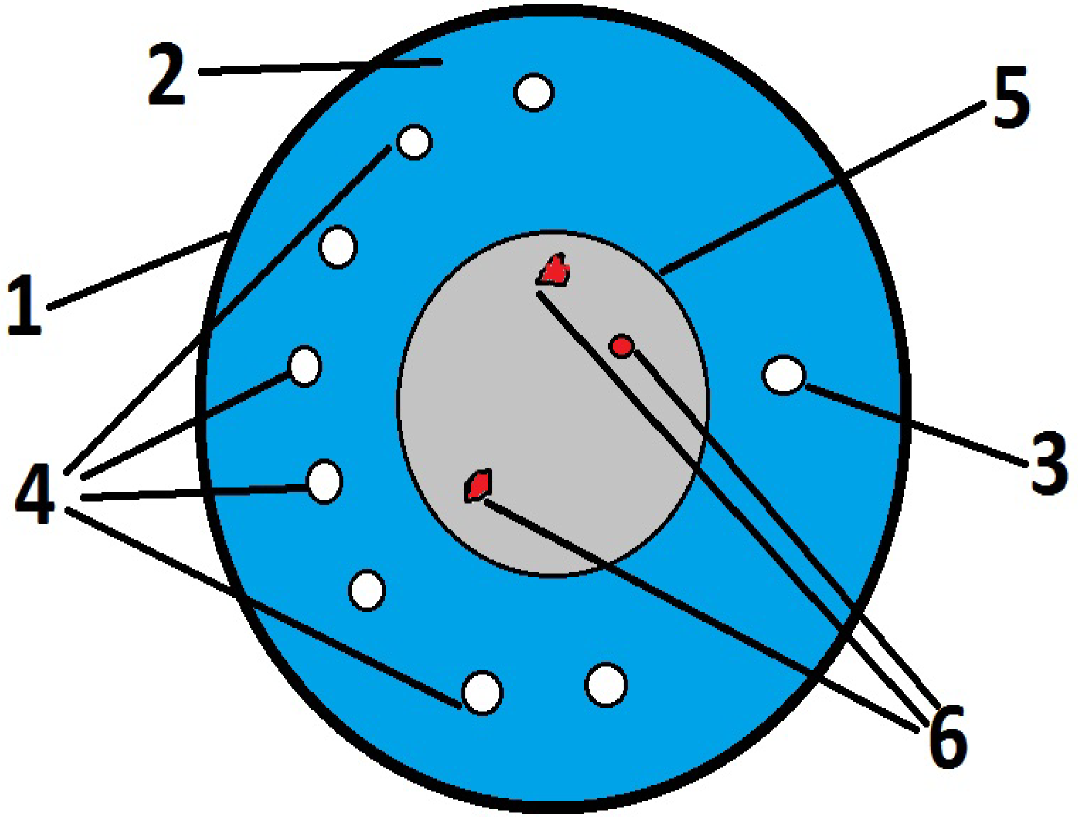
Московский государственный университет. Физический факультет. Кафедра акустики. Февраль 2013 года.
Обсуждение: В.А. Буров, О.Д. Румянцева (МГУ), С.И. Кабанихин, М.А. Шишленин.
Фото М. А. Шишленина

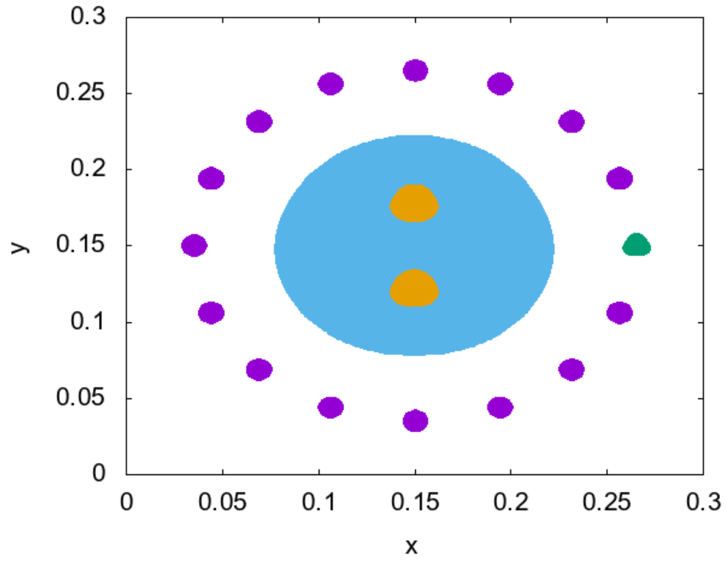
Цель: Разработка методов и алгоритмов раннего выявления различных опухолевых новообразований в мягких тканях человека.

Математическая модель акустической томографии основана на законах сохранения, которые не только описывают такие эффекты, как дифракция, преломление, отражение и акустическое поглощение в неоднородных средах на физическом уровне, но и позволяют
- моделировать диаграммы направленности источников и приемников,
- уменьшить требования гладкости на искомые коэффициенты.



Модель акустического томографа





1 – Граница томографа;
2 – Наполнитель (вода);
3 – Источник зондирующего сигнала;
4 – Приёмники акустических волн;
5 – Объект исследования;
6 – Включения внутри объекта

2D система уравнений акустики

Система акустики

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial p}{\partial x} = 0$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial p}{\partial y} = 0$$

$$\frac{\partial p}{\partial t} + \boxed{\sigma p} + \rho c^2\left(\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y}\right) = \Theta_\Omega(x,y) I(t)$$

$(\mathrm{x},\mathrm{y}) \in \Omega$
$0 < t < T$

Граничные и начальные условия

$$u, v, p\Big|_{(x,y)\in\partial\Omega} = 0$$

$$u, v, p\Big|_{t=0} = 0$$

u – скорость по переменной x
v – скорость по переменной y
p – давление
ρ – плотность
c –скорость звука в среде
σ – акустическое затухание

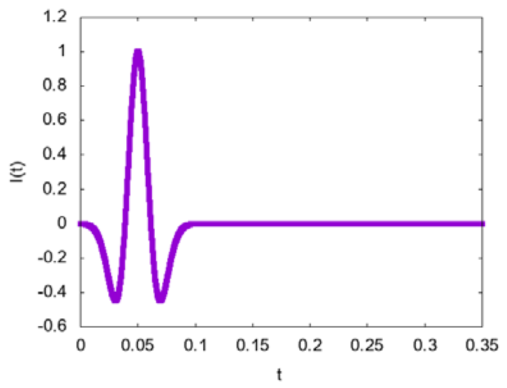
Прямая задача: найти u, v, p в Ω

Область

$$\Omega = (\mathrm{x},\mathrm{y}) \in [0{:}L] \times [0{:}L]$$

Импульс Рикера

$$I(t) = \left(1 - 2\left(\pi\,\nu_0\left(t - \frac{1}{\nu_0}\right)\right)^2\right) e^{-\pi\,\nu_0\left(t - \frac{1}{\nu_0}\right)}$$



Постановка обратной задачи

Система уравнений

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial p}{\partial x} = 0$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial p}{\partial y} = 0$$

$$\frac{\partial p}{\partial t} + \sigma p + \rho c^2\left(\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y}\right) = \Theta_\Omega(x,y)I(t)$$

Область

$$\Omega = (\mathrm{x},\mathrm{y}) \in [0{:}L] \times [0{:}L]$$

$$(\mathrm{x},\mathrm{y}) \in \Omega$$
$$0 < t < T$$

Граничные и начальные условия

$$u,v,p\Big|_{(x,y)\in\partial\Omega} = 0$$

$$u,v,p\Big|_{t=0} = 0$$

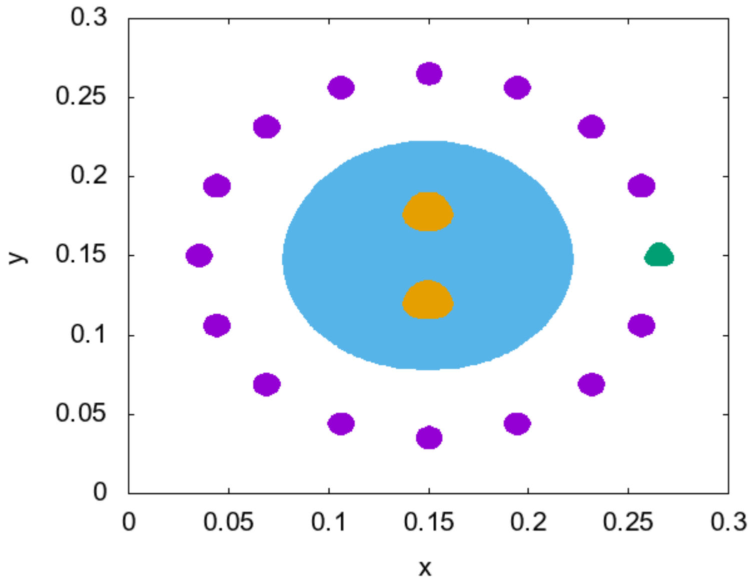
Данные обратной задачи

$$p(x_i,y_i,t) = f_i(t),$$
$$i = 1 \dots N$$

Обратная задача: найти ρ, c, σ в Ω

Романов В.Г., Кабанихин С.И. Обратные задачи геоэлектрики, 1991.
Bukhgeım A. L. Extension of Solutions of Elliptic Equations from Discrete Sets. J. Inv. Ill-Posed Problems, Vol. 1, No. 1, (1993).

1 источник (green)
15 приемников (violet)
1 объект (blue)
2 неоднородности (orange)



Вычисление градиента

$$\boldsymbol{\rho_{n+1} = \rho_n - \alpha_\rho J'(\rho_n)} \qquad \boldsymbol{c_{n+1} = c_n - \alpha_c J'(c_n)}$$

$$J'(\rho) = \int_0^T \left[-u\psi_{1_t} - v\psi_{2_t} + \frac{\psi_3}{\rho}(u_x + v_y)\right] dt$$

$$J'(c) = \int_0^T \frac{\psi_3}{c^2}(u_x + v_y) dt$$

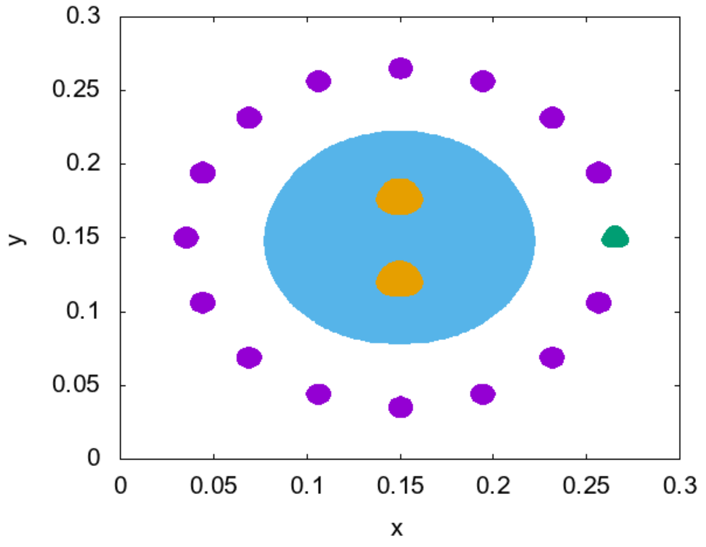
u, v, p - решение прямой задачи

ψ_1, ψ_2, ψ_3 - решение сопряженной задачи

$$\frac{\partial\psi_1}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial\psi_3}{\partial x} = 0$$

$$\frac{\partial\psi_2}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial\psi_3}{\partial y} = 0$$

$$\frac{\partial\psi_3}{\partial t} - \sigma\psi_3 + \rho c^2\left(\frac{\partial\psi_1}{\partial x} + \frac{\partial\psi_2}{\partial y}\right) = 2\sum_{i=1}^{N} \delta(x - x_i, y - y_i)[p - f_i]$$



$$\psi_1, \psi_2, \psi_3 \Big|_{(x,y)\in\partial\Omega} = 0 \qquad \psi_1, \psi_2, \psi_3 \Big|_{t=T} = 0$$

Метод решения задачи

Обратная задача восстановления акустических параметров среды сводится к задаче минимизации целевого функционала

$$A(q) = f, \qquad J(q) = \|A(q) - f\|^2 \to \min_{q=(c,\rho,\sigma)}$$

$$J(q) = \int_0^T \sum_{i=1}^N [p(x_i, y_i, t; q) - f_i(t)]^2 dt \to \min_{q=(c,\rho,\sigma)}$$

Идея: необходимо уменьшить отклонение модельных и измеренных данных

Градиентный метод: $q_{n+1} = q_n - \alpha_n [A'(q_n)]^* (A(q_n) - f)$

$$J'(q_n) = 2[A'(q_n)]^* (A(q_n) - f)$$

Метод heavy-ball: $q_{n+1} = q_n - \alpha_n J'(q_n) + \beta_n (q_n - q_{n-1})$

Метод Ю.Е. Нестерова: $q_{n+1} = q_n - \alpha_n J'(q_n + \beta_n (q_n - q_{n-1})) + \beta_n (q_n - q_{n-1})$

Sara Ferreira Reis. Characterisation of biological tissue: measurement of acoustic properties for Ultrasound Therapy. Dissertaciao Mestrado Integrado em Engenharia Biomedica Biofsica Perl de Sinais e Imagens Medicas. 2013.

Голубинский А. Н., Дворянкин С. В. К вопросу о параметризации результатов акустического зондирования тела человека (АЧХ) при реализации контактно-разностного метода аудиоидентификации. Спецтехника и связь. 2011. № 2.

T. Douglas Mast. Empirical relationships between acoustic parameters in human soft tissues. Acoustics Research Letters Online 1 (2000).

S. A. Goss, R. L. Johnston, F. Dunn. Comprehensive compilation of empirical ultrasonic properties of mammalian tissues. The Journal of the Acoustical Society of America 64 (1978).

Метод решения задачи

Структура градиентных методов: $q_{n+1} = q_n - \alpha(A'(q_n))^*(A(q_n) - f)$

[Hanke, Neubauer, Scherzer, 1995]: градиентный метод локально сходится, если в некоторой окрестности точного решения выполняются условия:

1. $\|A'(q)\| \le \mu < 1$,
2. $\|A(x) - A(y) - A'(y)(x-y)\| \le \eta \|A(x) - A(y)\|, 0 < \eta < 1/2$.

Верна оценка $\|q_{n+1} - q_{\text{точное}}\| \le M\beta^{n+1}, 0 < \beta < 1$.

M. Hanke, A. Neubauer, O. Scherzer, A convergence analysis of the Landweber iteration for nonlinear ill-posed problems. Numer. Math. 1995. 72.
S.I. Kabanikhin, O. Scherzer, M.A. Shishlenin. Iteration methods for solving a two-dimensional inverse problem for a hyperbolic equation. Journal of Inverse and Ill-Posed Problems. 2003. 11(1).

Использование априорной информации о решении: гладкость, монотонность…
На каждой итерации приближенное решение проектируется в искомый класс функций.

Васин В.В., Еремин И.И. Операторы и итерационные процессы фейеровского типа. Теория и приложения. 2005.
Кабанихин С.И., Шишленин М.А. Об использовании априорной информации в коэффициентных обратных задачах для гиперболических уравнений. Труды ИММ УрО РАН. 2012. 18(1).

Вычисление градиента

$$\boldsymbol{\rho_{n+1} = \rho_n - \alpha_\rho J'(\rho_n), c_{n+1} = c_n - \alpha_c J'(c_n), \sigma_{n+1} = \sigma_n - \alpha_\sigma J'(\sigma_n)}$$

Методы heavy-ball и Ю.Е. Нестерова

$$\boxed{J'(\rho) = \int_0^T \left[-u\psi_{1_t} - v\psi_{2_t} + \frac{\psi_3}{\rho}(u_x + v_y) \right] dt}$$

$$\boxed{J'(c) = \int_0^T \frac{\psi_3}{c^2}(u_x + v_y) dt} \qquad \boxed{J'(\sigma) = \int_0^T \frac{p(x,y,t)\Psi_3(x,y,t)}{\rho c^2(x,y)} dt.}$$

u, v, p - решение прямой задачи

ψ_1, ψ_2, ψ_3 - решение сопряженной задачи

$$\frac{\partial\psi_1}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial\psi_3}{\partial x} = 0$$

$$\frac{\partial\psi_2}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial\psi_3}{\partial y} = 0$$

$$\frac{\partial\psi_3}{\partial t} - \sigma\psi_3 + \rho c^2\left(\frac{\partial\psi_1}{\partial x} + \frac{\partial\psi_2}{\partial y}\right) = 2\sum_{i=1}^{N} \delta(x - x_i, y - y_i)[p - f_i]$$

$$\psi_1, \psi_2, \psi_3 \Big|_{(x,y)\in\partial\Omega} = 0 \qquad \psi_1, \psi_2, \psi_3 \Big|_{t=T} = 0$$

Kabanikhin S.I., Klyuchinskiy D.V., Novikov N.S., Shishlenin M.A. Numerics of acoustical 2D tomography based on the conservation laws. Journal of Inverse and Ill-Posed Problems, 2020, 8(2).

Klyuchinskiy D., Novikov N., Shishlenin M.A. Modification of gradient descent method for solving coefficient inverse problem for acoustics equations. Computation, 2020, 8(3), № 73.

Численная модель. Разное количество приемников.

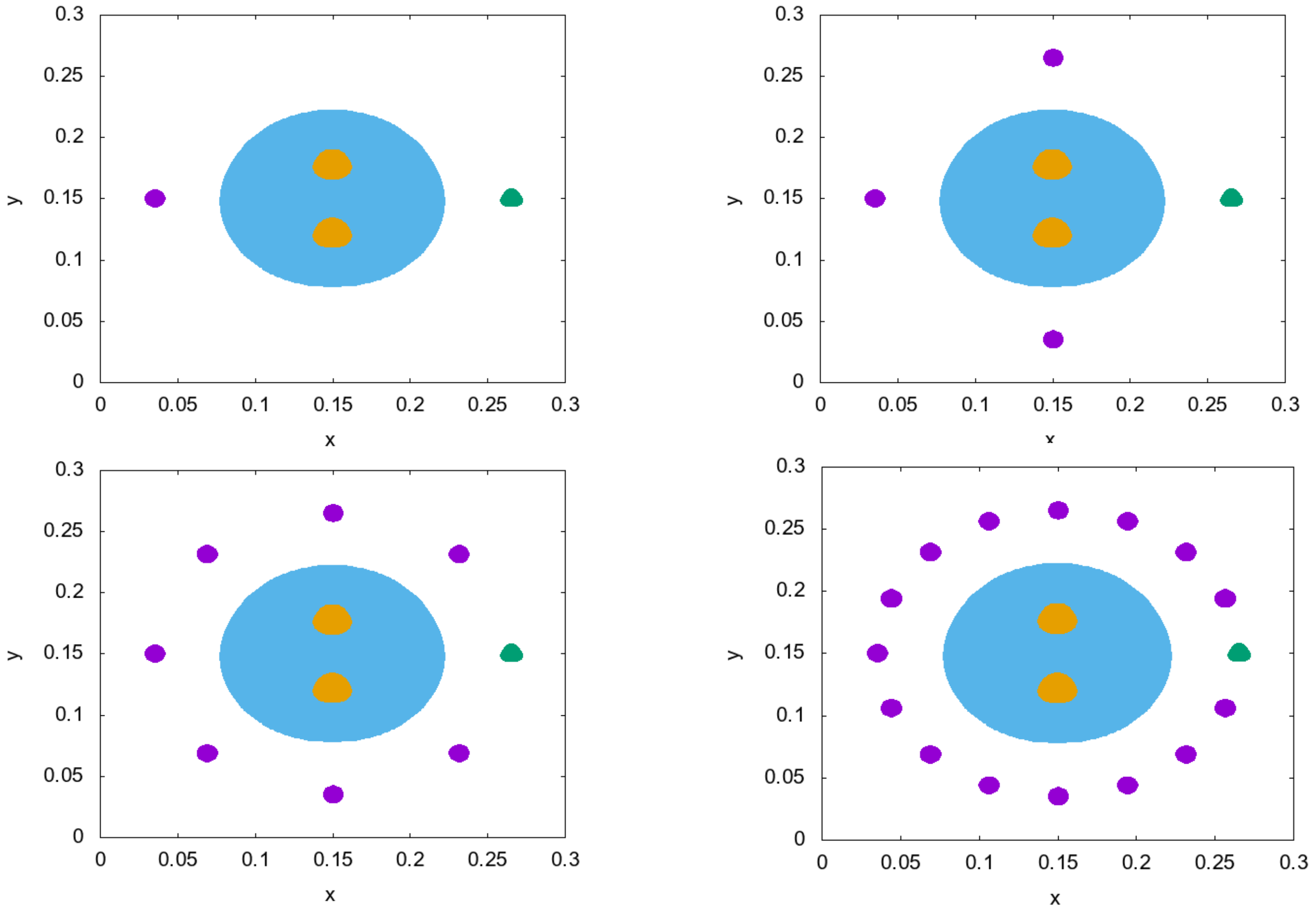
Сетка: 500 x 500. $\boldsymbol{L_x} = \boldsymbol{L_y} = 0.3$. $\boldsymbol{R_{rec}} = 0.01$. **Скорость постоянна и известна**.

Синтетические данные

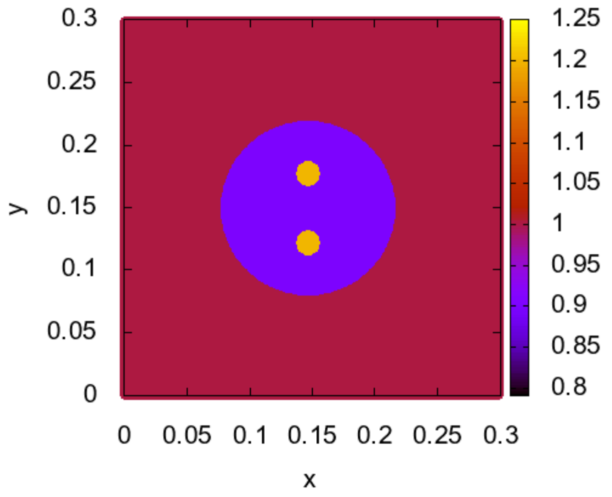
$$p_j(x_i, y_i, t; \rho_{exact}) = f_j(x_i, y_i, t)$$

Данные с шумом

$$f_j(x_i, y_i, t) = p_j(x_i, y_i, t; \rho_{exact}) + (\max - \min)\,\alpha\,\frac{NS}{100}$$

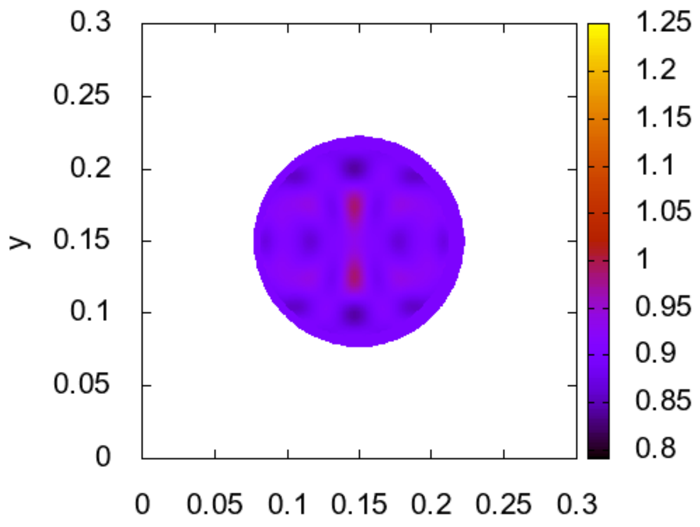


Точное решение

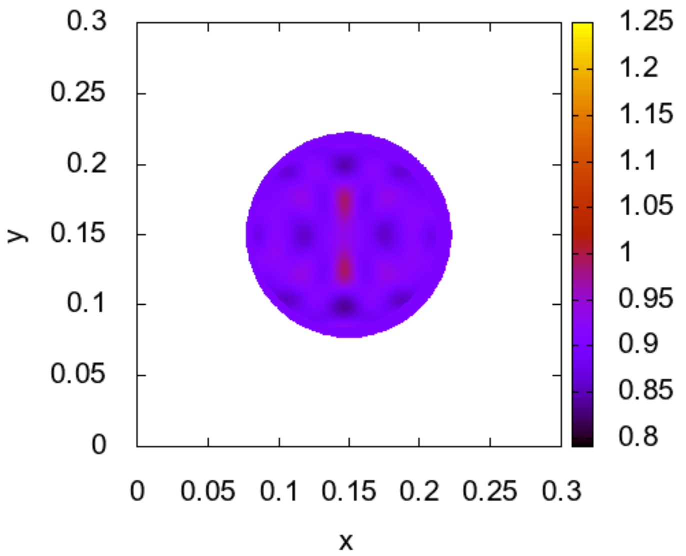


$N_{iterations} = 1000$

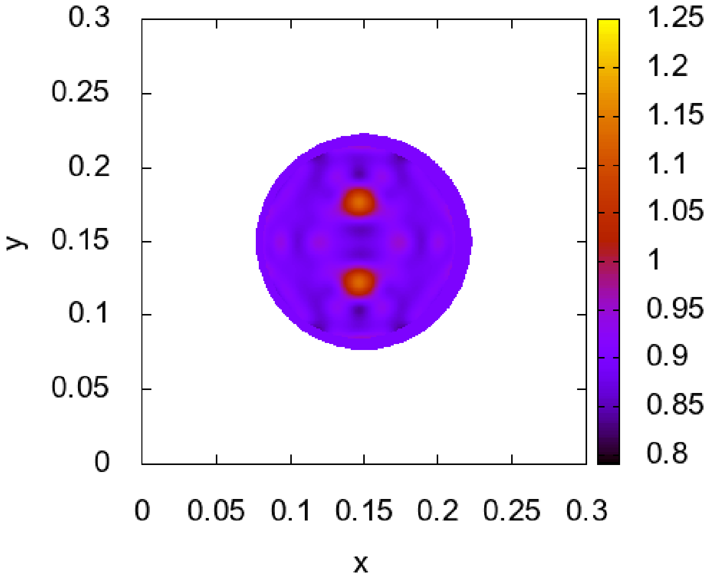
$K = 2$



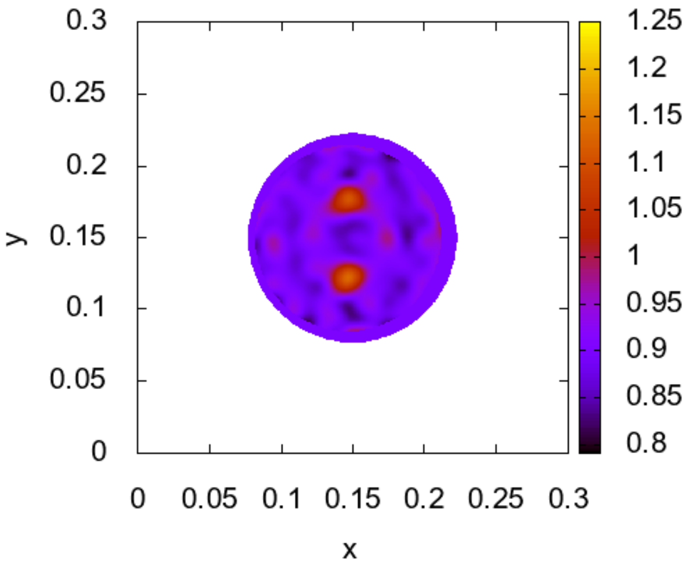
$K = 2$. **Шум 10 %**



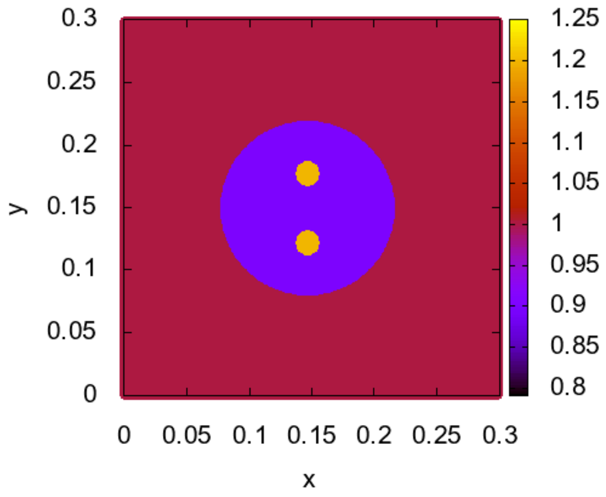
$K = 4$



$K = 4$. **Шум 10 %**

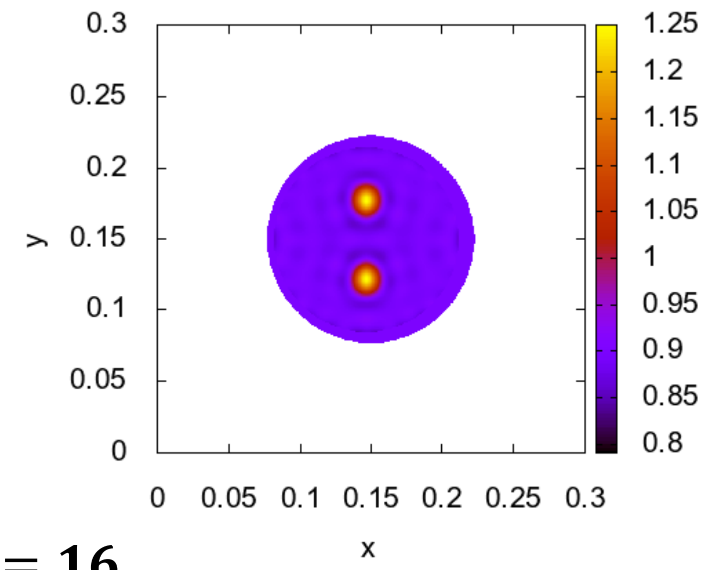


Точное решение

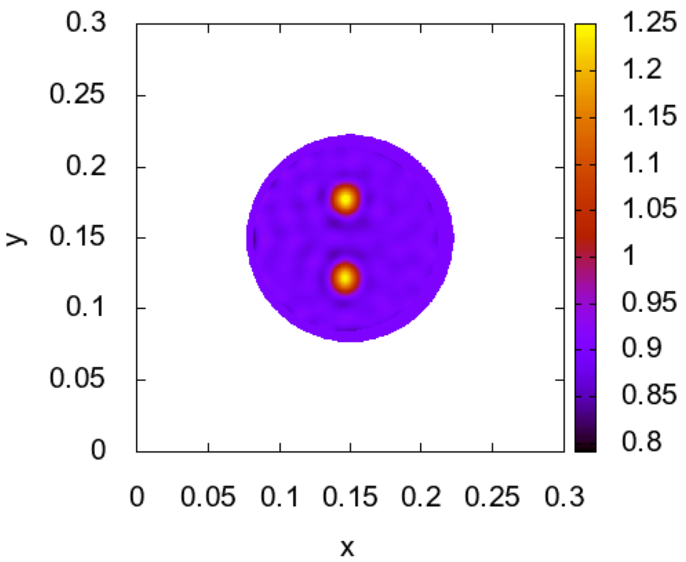


$N_{iterations} = 1000$

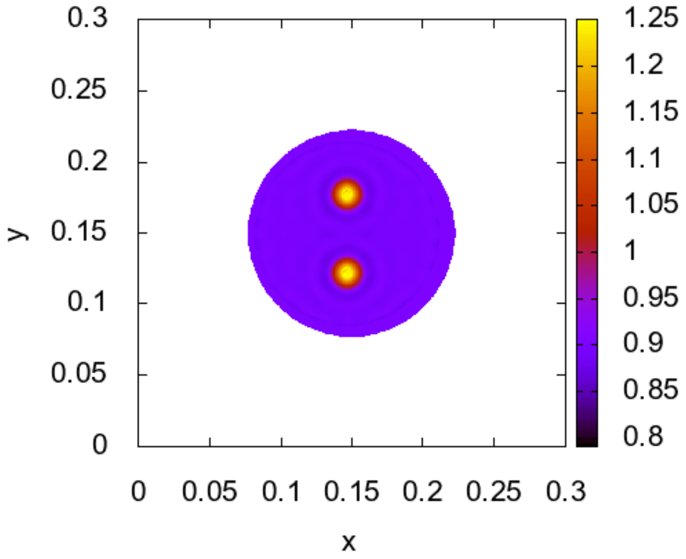
$\boldsymbol{K = 8}$



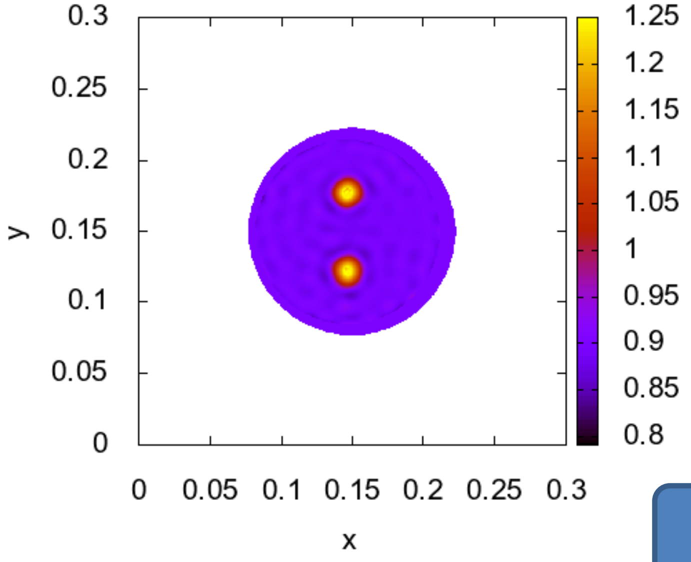
$\boldsymbol{K = 8}$**. Шум 10 %**



$\boldsymbol{K = 16}$



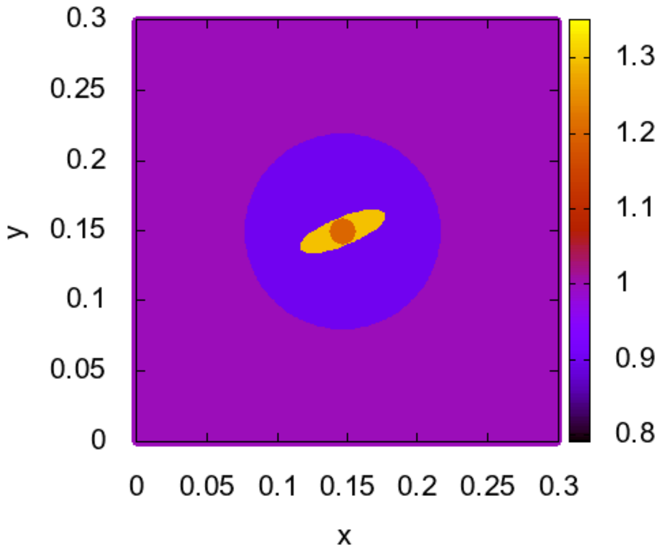
$\boldsymbol{K = 16}$**. Шум 10 %**



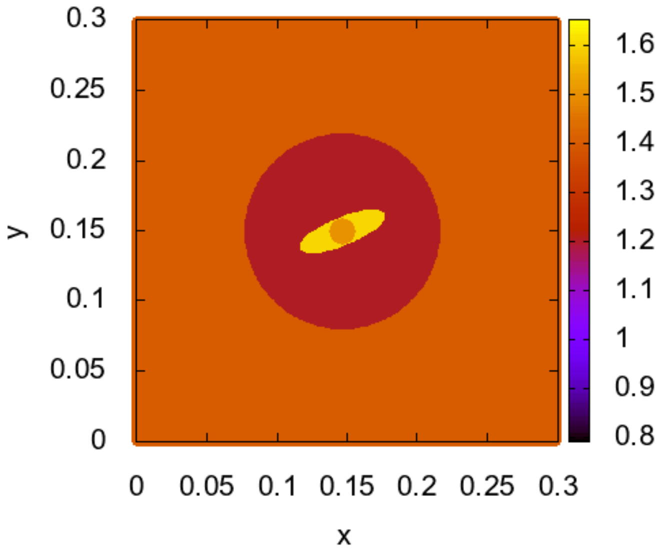
Пример: Восстановление одного из параметров (плотности)

Рассмотрим задачу определения только одного параметра (плотности), в то время как значения скорости звука в среде фиксированы.

Плотность (точное значение)



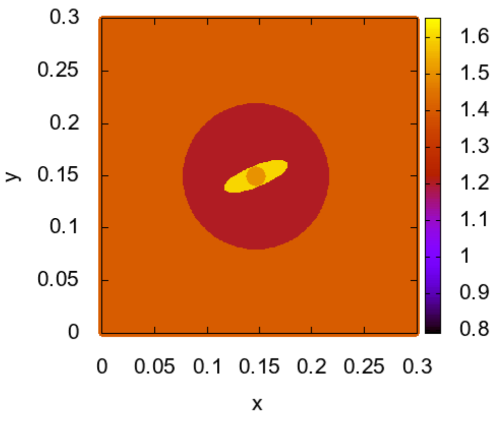
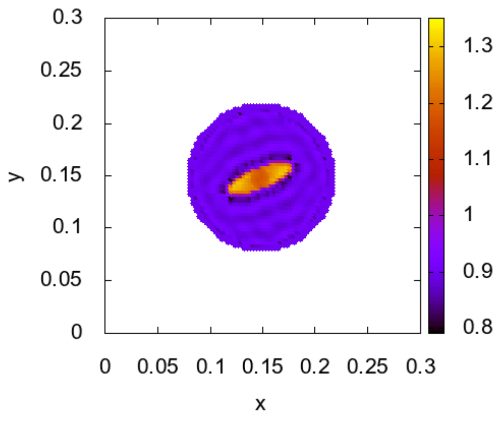
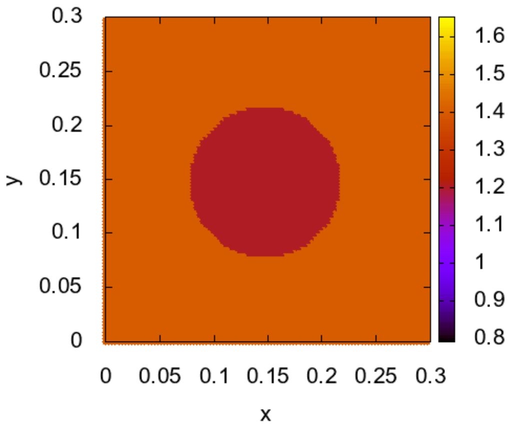
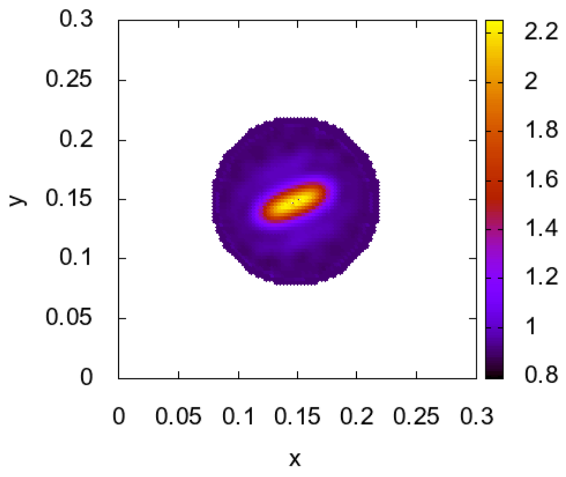
Скорость звука в среде (точное значение)



Наполнитель – вода, исследуемая область (круг) – человеческая ткань (жир), внутри – включения большей плотности. В начальном приближении информация о включениях отсутствует.

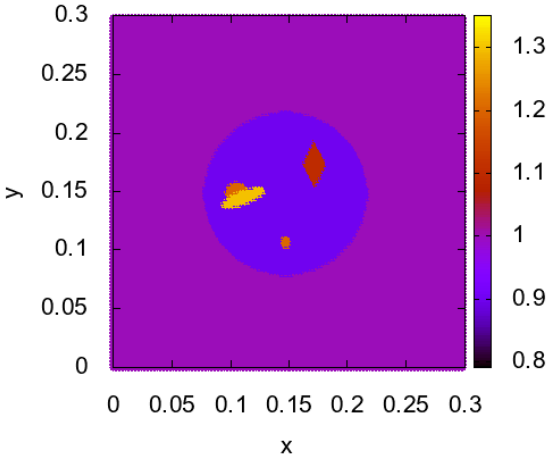
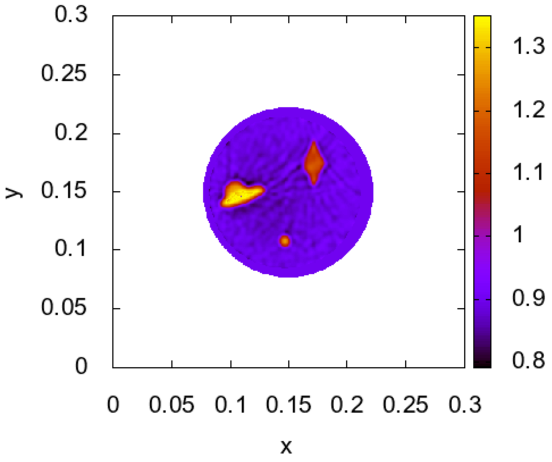
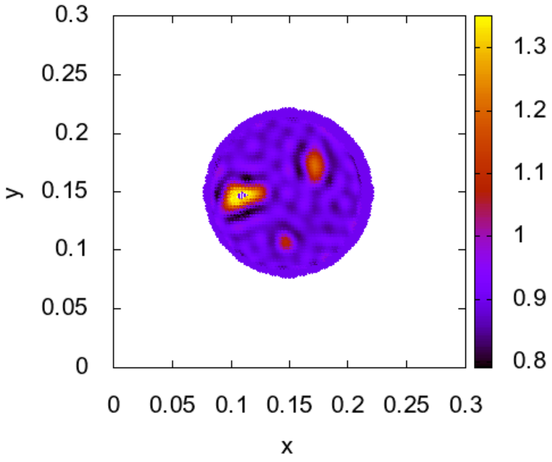
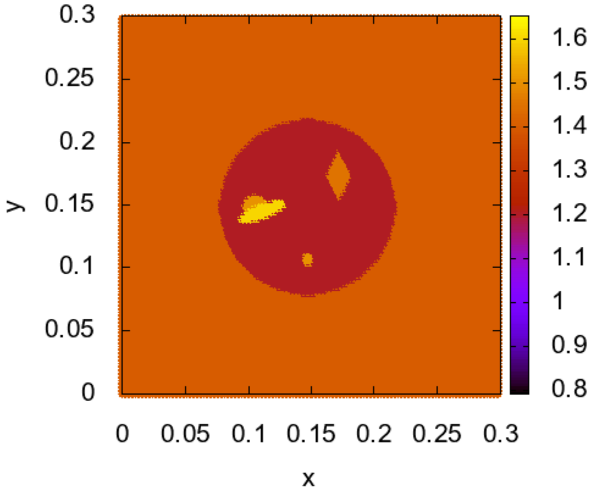
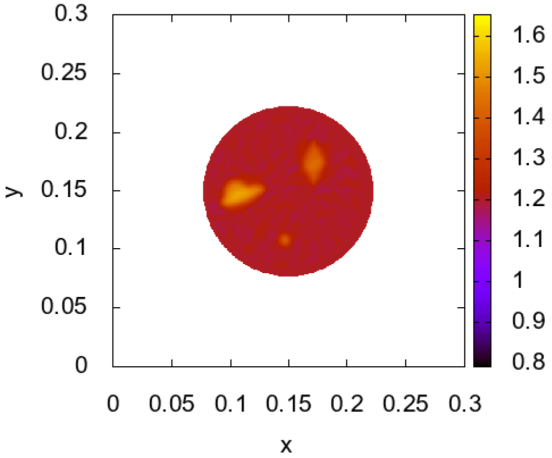
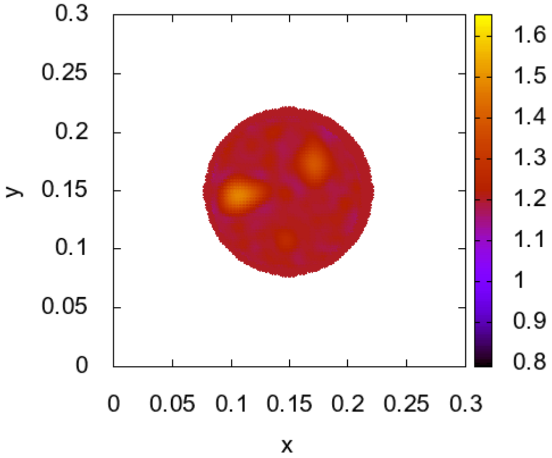
Решая прямую задачу для точных значений плотности и скорости, получаем данные обратной задачи (синтетические данные).

Как точность зафиксированной скорости звука влияет на восстановление плотности?

	Значение фиксированной скорости звука в среде	Результат восстановления плотности (1000 итераций, шаг сетки 3мм, система из 8 источников и приёмников)
Скорость известна точно		
Скорость известна приближённо		

Пример: Восстановление двух параметров

Рассмотрим задачу восстановления двух параметров

	Точные значения параметров	Восстановление (точные данные)	Восстановление (шум 5%)
Плотность			
Скорость			

Оптимизация памяти RAM и времени CPU

$$\mathrm{J}'(\rho) = \int_0^T \left[-u\psi_{1_t} - v\psi_{2_t} + \frac{\psi_3}{\rho}(u_x + v_y)\right] dt$$

Стандартная схема
1) Решаем прямую задачу $p_j(x_i, y_i, t; q_n)$
2) Решаем сопряженную задачу
3) Вычисляем градиент $J_j' = J_j'(q_n)$

Одновременная схема
1) Решаем прямую задачу $p_j(x_i, y_i, t; q_n)$
2) Решаем сопряженную задачу и находим давление в конкретный момент времени и вычисляем градиент $J_j' = J_j'(q_n)(t_n)$

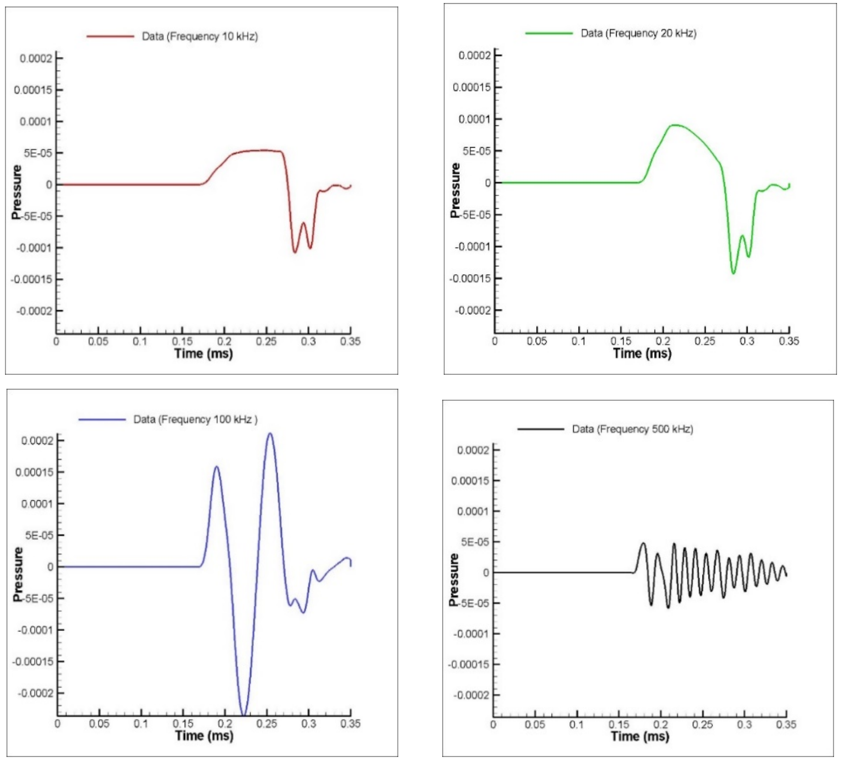
Standard scheme

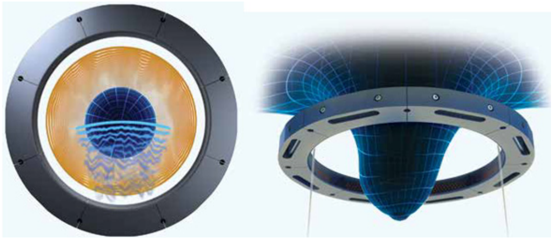
Mesh size	CPU Time, s			Memory, Gb
	4 cores	8 cores	16 cores	
$N_x = N_y = 100$	2.9	1.5	1.1	0.18
$N_x = N_y = 200$	23.8	11.8	7.2	1.43
$N_x = N_y = 400$	184.1	96.2	53.7	11.48

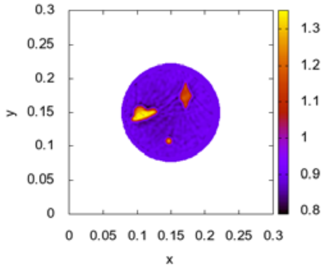
Simultaneous scheme

Mesh size	CPU Time, s			Memory, Gb
	4 cores	8 cores	16 cores	
$N_x = N_y = 100$	2.29	1.26	0.83	0.09
$N_x = N_y = 200$	18.1	9.37	5.56	0.72
$N_x = N_y = 400$	145.3	75.12	42.03	5.75

Этап расчета сопряженной задачи и градиента оптимизирован с точки зрения потребляемых ресурсов оперативной памяти и времени вычислений. Оптимизированная версия алгоритма обеспечивает лучшие результаты как с точки зрения требований к оперативной памяти (почти 50-процентное улучшение), так и с точки зрения времени вычислений (10-25 процентов в зависимости от количества ядер).







Обратные задачи и Искусственный интеллект

Система уравнений

$$\frac{\partial u}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial p}{\partial x} = 0$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial p}{\partial y} = 0$$

$$\frac{\partial p}{\partial t} + \sigma p + \rho c^2\left(\frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y}\right) = \Theta_\Omega(x,y) I(t)$$

Область

$$\Omega = (\mathrm{x},\mathrm{y}) \in [0{:}\,L] \times [0{:}\,L]$$

$$(\mathrm{x},\mathrm{y}) \in \Omega$$
$$0 < t < T$$

Граничные и начальные условия

$$u, v, p\Big|_{(x,y)\in\partial\Omega} = 0$$

$$u, v, p\Big|_{t=0} = 0$$

Данные обратной задачи

$$p(x_i, y_i, t) = f_i(t),$$
$$i = 1 \ldots N$$

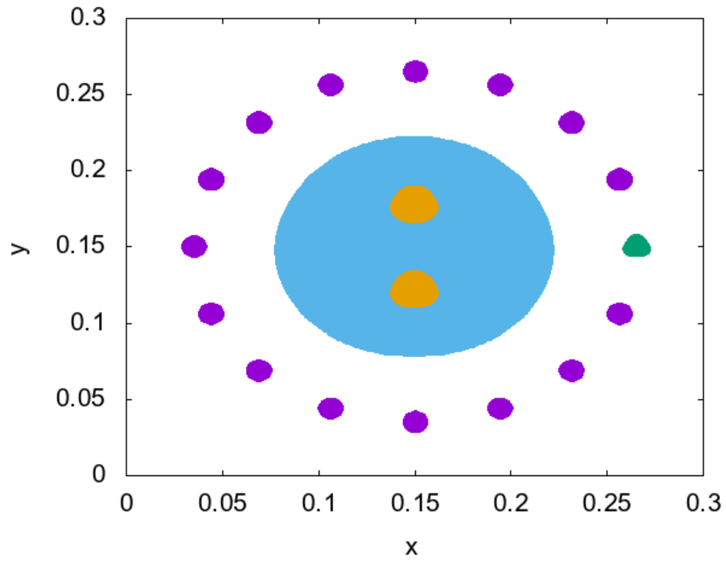
Обратная задача: найти ρ, c, σ в Ω

Романов В.Г., Кабанихин С.И. Обратные задачи геоэлектрики, 1991.
Bukhgeım A. L. Extension of Solutions of Elliptic Equations from Discrete Sets. J. Inv. Ill-Posed Problems, Vol. 1, No. 1, (1993).

Импульс Рикера

$$I(t) = \left(1 - 2\left(\pi\,\nu_0\left(t - \frac{1}{\nu_0}\right)\right)^2\right) e^{-\pi\,\nu_0\left(t-\frac{1}{\nu_0}\right)}$$

1 источник (green)
15 приемников (violet)
1 объект (blue)
2 неоднородности (orange)



Вычисление градиента

$$\boldsymbol{\rho_{n+1} = \rho_n - \alpha_\rho J'(\rho_n), c_{n+1} = c_n - \alpha_c J'(c_n), \sigma_{n+1} = \sigma_n - \alpha_\sigma J'(\sigma_n)}$$

Методы heavy-ball и Ю.Е. Нестерова

$$J'(\rho) = \int_0^T \left[-u\psi_{1_t} - v\psi_{2_t} + \frac{\psi_3}{\rho}(u_x + v_y)\right] dt$$

$$J'(c) = \int_0^T \frac{\psi_3}{c^2}(u_x + v_y) dt$$

$$J'(\sigma) = \int_0^T \frac{p(x,y,t)\Psi_3(x,y,t)}{\rho c^2(x,y)} dt.$$

u, v, p - решение прямой задачи

ψ_1, ψ_2, ψ_3 - решение сопряженной задачи

$$\frac{\partial \psi_1}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial \psi_3}{\partial x} = 0$$

$$\frac{\partial \psi_2}{\partial t} + \frac{1}{\rho}\frac{\partial \psi_3}{\partial y} = 0$$

$$\frac{\partial \psi_3}{\partial t} - \sigma\psi_3 + \rho c^2\left(\frac{\partial \psi_1}{\partial x} + \frac{\partial \psi_2}{\partial y}\right) = 2\sum_{i=1}^{N} \delta(x - x_i, y - y_i)[p - f_i]$$

$$\psi_1, \psi_2, \psi_3 \Big|_{(x,y)\in\partial\Omega} = 0 \qquad \psi_1, \psi_2, \psi_3 \Big|_{t=T} = 0$$

Kabanikhin S.I., Klyuchinskiy D.V., Novikov N.S., Shishlenin M.A. Numerics of acoustical 2D tomography based on the conservation laws. Journal of Inverse and Ill-Posed Problems, 2020, 8(2).

Klyuchinskiy D., Novikov N., Shishlenin M.A. Modification of gradient descent method for solving coefficient inverse problem for acoustics equations. Computation, 2020, 8(3), № 73.

Метод решения задачи

Обратная задача восстановления акустических параметров среды сводится к задаче минимизации целевого функционала

$$A(q) = f, \qquad J(q) = \|A(q) - f\|^2 \to \min_{q=(c,\rho,\sigma)}$$

$$J(q) = \int_0^T \sum_{i=1}^N [p(x_i, y_i, t; q) - f_i(t)]^2 dt \to \min_{q=(c,\rho,\sigma)}$$

Идея: необходимо уменьшить отклонение модельных и измеренных данных

Градиентный метод: $q_{n+1} = q_n - \alpha_n [A'(q_n)]^* (A(q_n) - f)$

$$J'(q_n) = 2[A'(q_n)]^*(A(q_n) - f)$$

Метод heavy-ball: $q_{n+1} = q_n - \alpha_n J'(q_n) + \beta_n (q_n - q_{n-1})$

Метод Ю.Е. Нестерова: $q_{n+1} = q_n - \alpha_n J'(q_n + \beta_n(q_n - q_{n-1})) + \beta_n (q_n - q_{n-1})$

Sara Ferreira Reis. Characterisation of biological tissue: measurement of acoustic properties for Ultrasound Therapy. Dissertaciao Mestrado Integrado em Engenharia Biomedica Biofsica Perl de Sinais e Imagens Medicas. 2013.

Голубинский А. Н., Дворянкин С. В. К вопросу о параметризации результатов акустического зондирования тела человека (АЧХ) при реализации контактно-разностного метода аудиоидентификации. Спецтехника и связь. 2011. № 2.

T. Douglas Mast. Empirical relationships between acoustic parameters in human soft tissues. Acoustics Research Letters Online 1 (2000).

S. A. Goss, R. L. Johnston, F. Dunn. Comprehensive compilation of empirical ultrasonic properties of mammalian tissues. The Journal of the Acoustical Society of America 64 (1978).

Численная модель. Разное количество приемников.

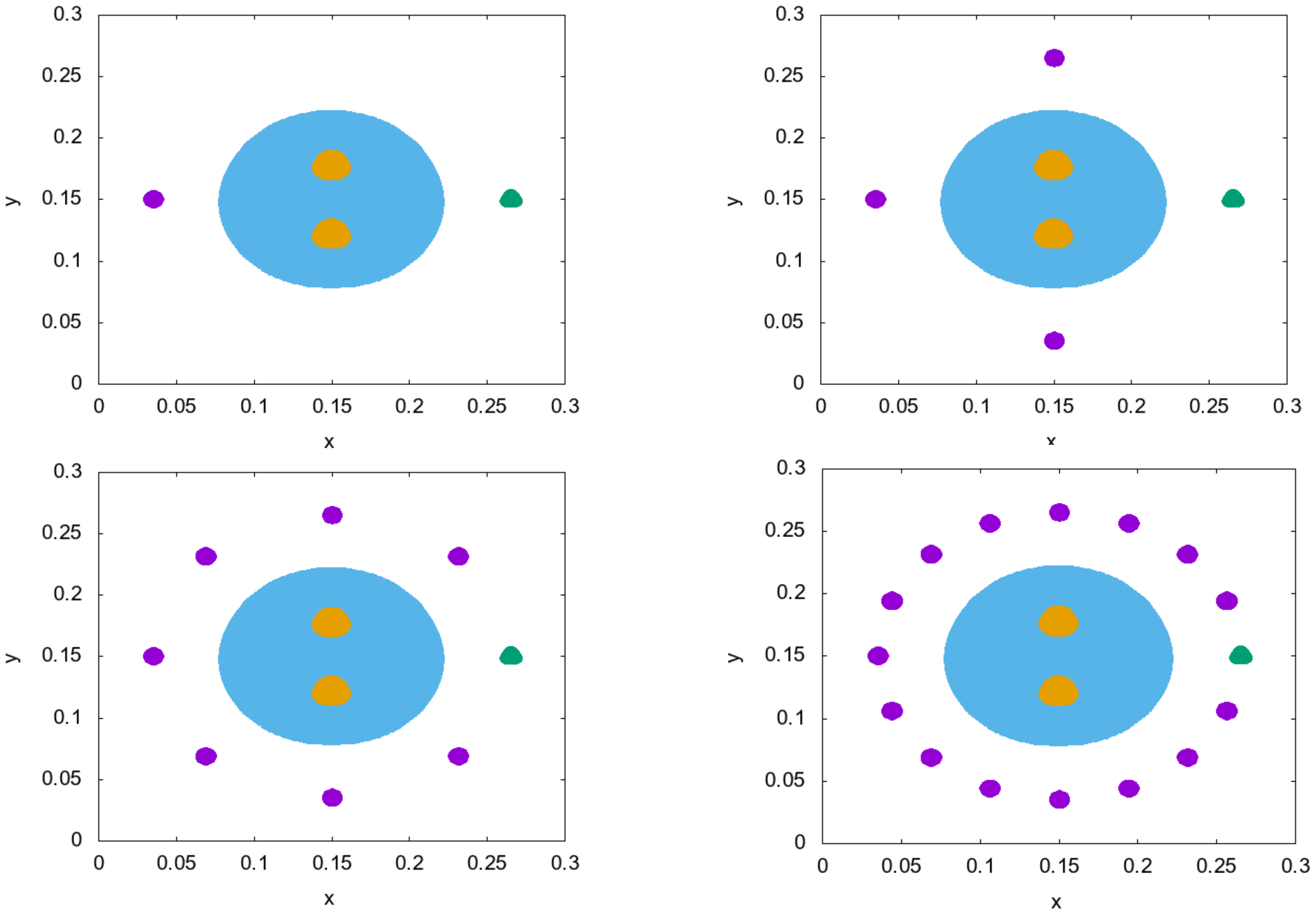
Сетка: 500 x 500. $\boldsymbol{L_x} = \boldsymbol{L_y} = 0.3$. $\boldsymbol{R_{rec}} = 0.01$. **Скорость постоянна и известна**.

Синтетические данные

$$p_j(x_i, y_i, t; \rho_{exact}) = f_j(x_i, y_i, t)$$

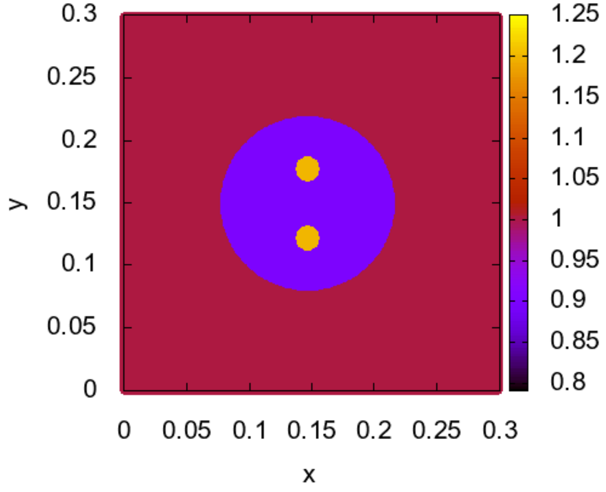
Данные с шумом

$$f_j(x_i, y_i, t) = p_j(x_i, y_i, t; \rho_{exact}) + (\max - \min)\, \alpha\, \frac{NS}{100}$$



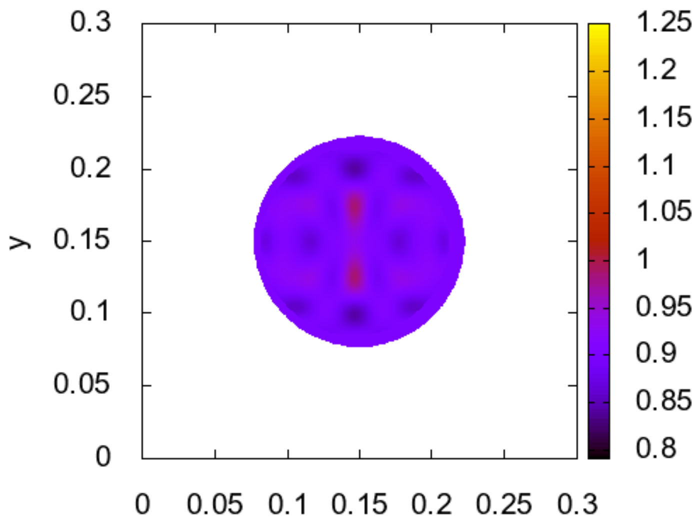
Численные расчеты. K = 2 и K = 4.

Точное решение

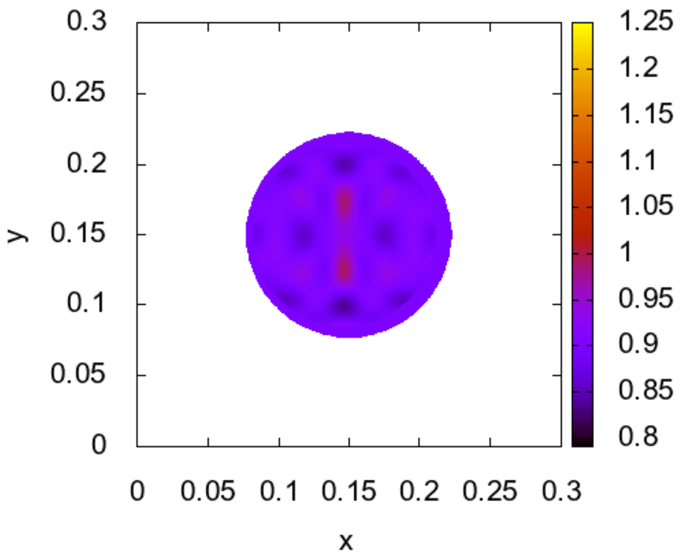


$N_{iterations} = 1000$

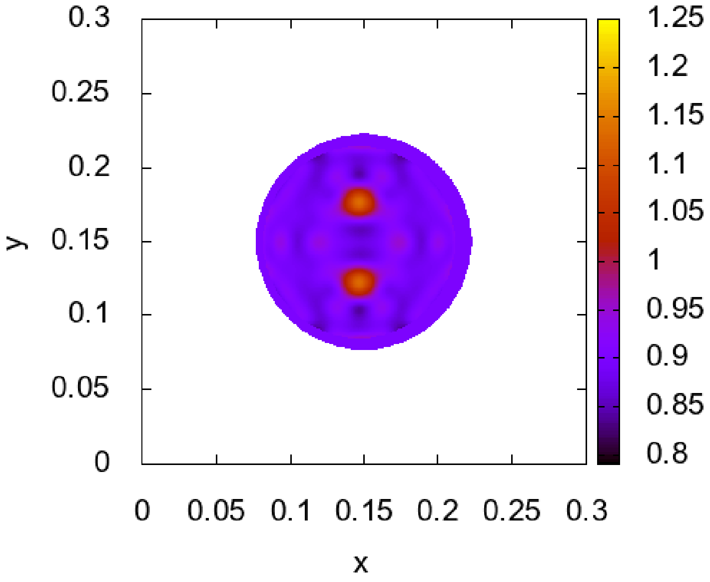
$K = 2$



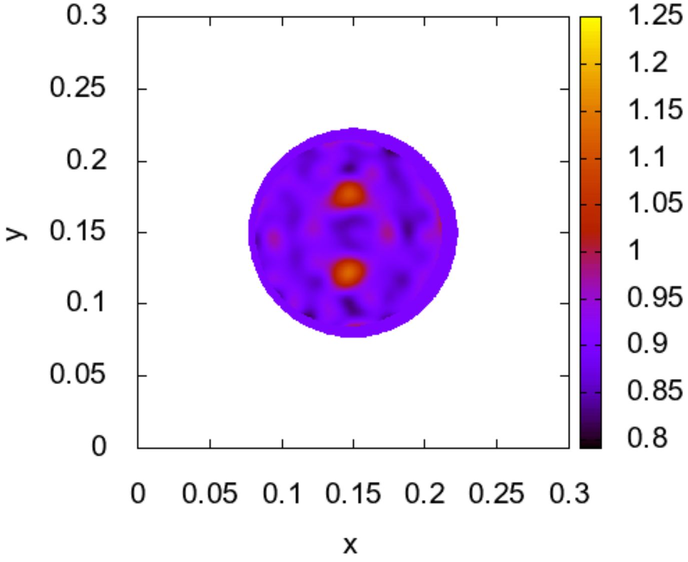
$K = 2$. Шум 10 %



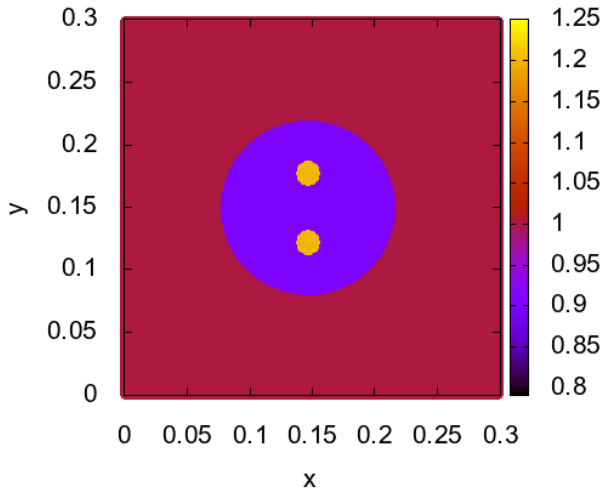
$K = 4$



$K = 4$. Шум 10 %

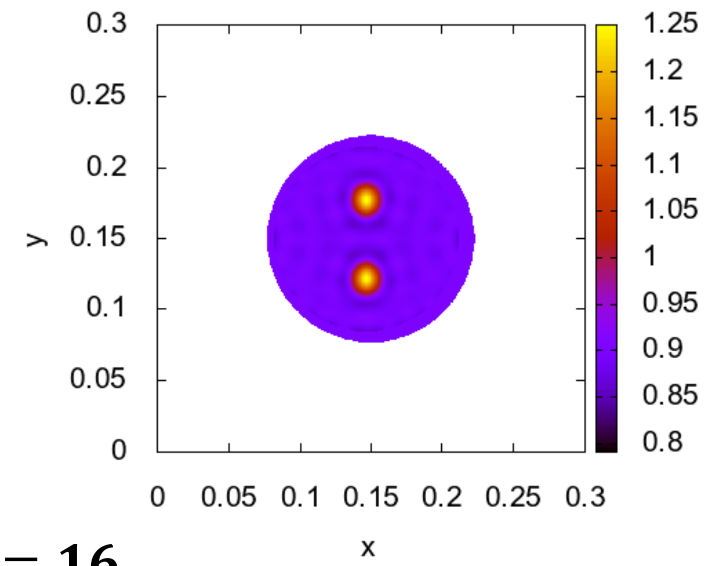


Точное решение

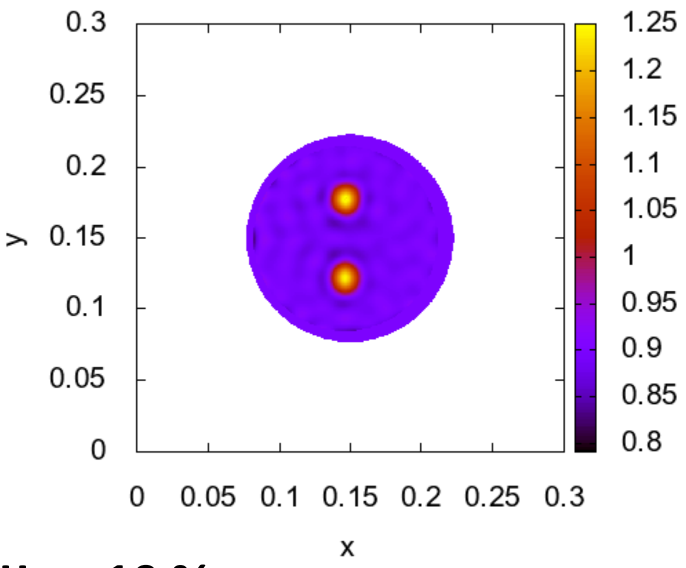


$N_{iterations} = 1000$

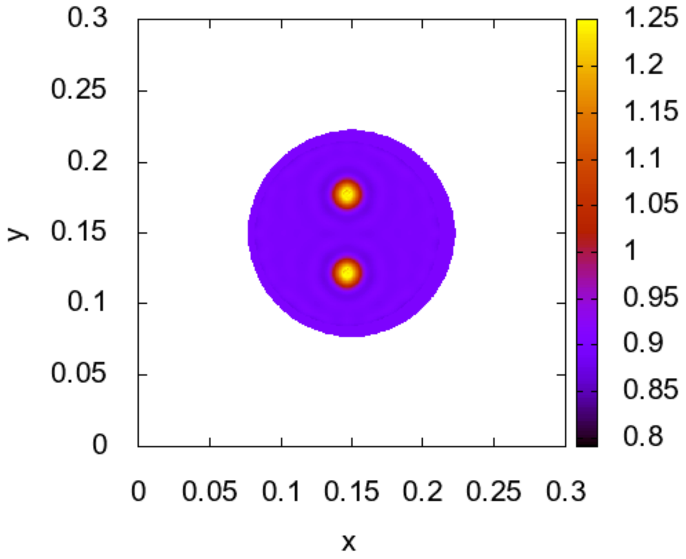
$K = 8$



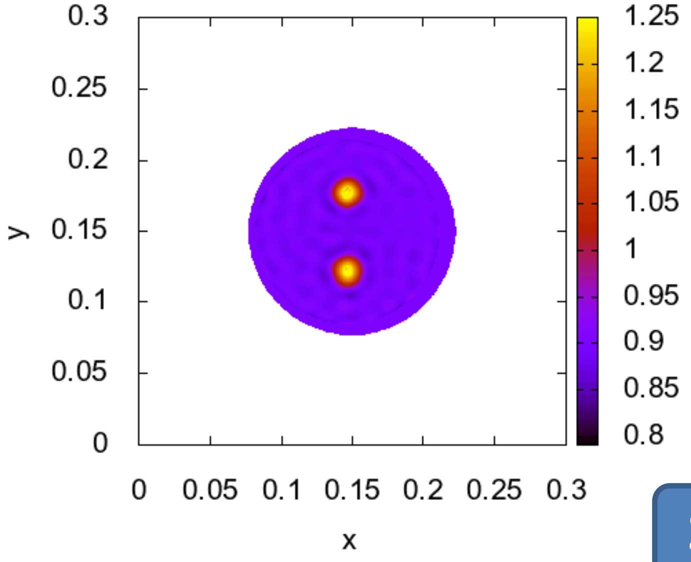
$K = 8$. Шум 10 %



$K = 16$



$K = 16$. Шум 10 %

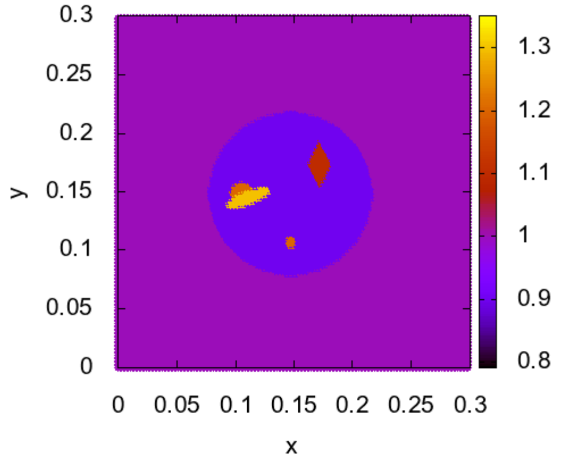


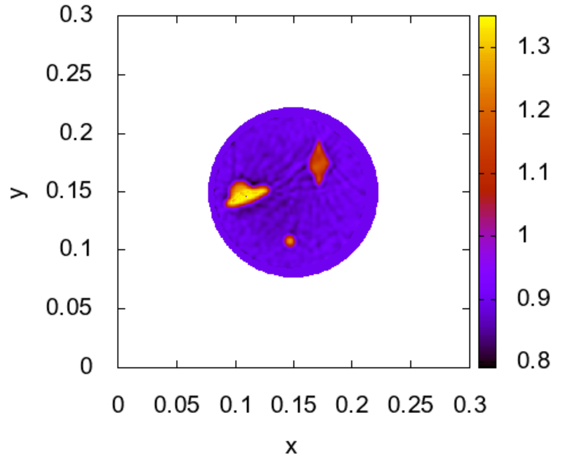
Пример: Восстановление двух параметров

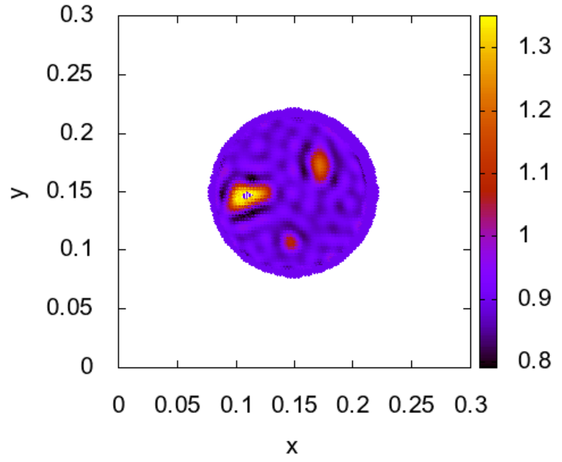
Рассмотрим задачу восстановления двух параметров

Точные значения параметров | **Восстановление (точные данные)** | **Восстановление (шум 5%)**

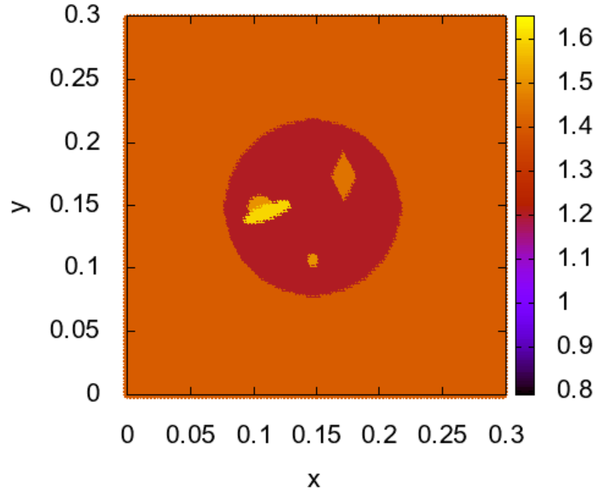
Плотность

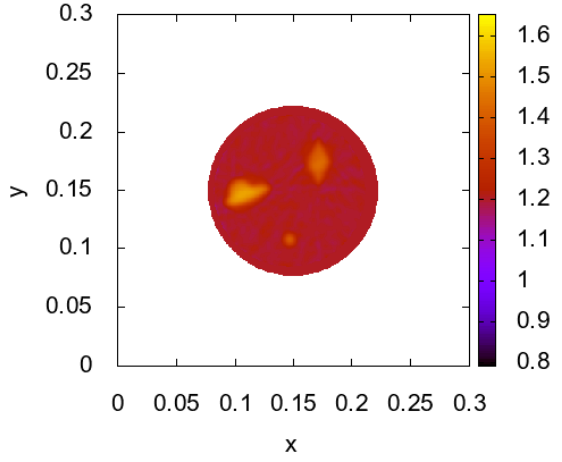


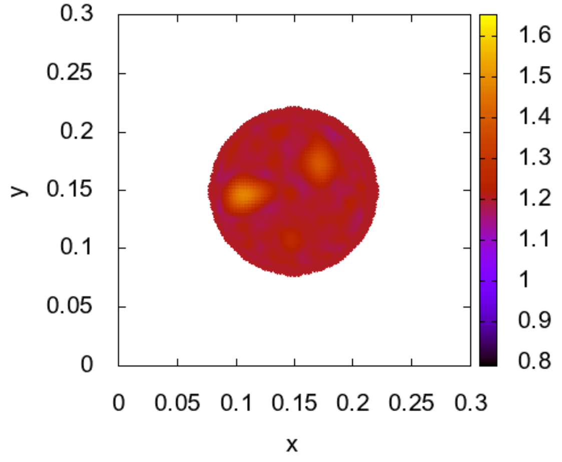




Скорость

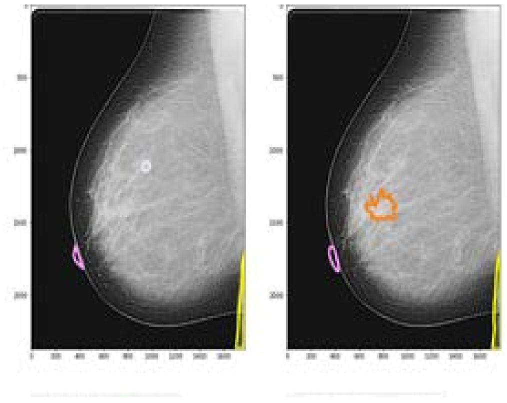


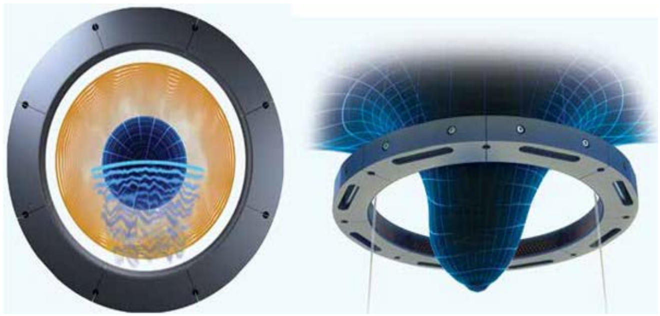


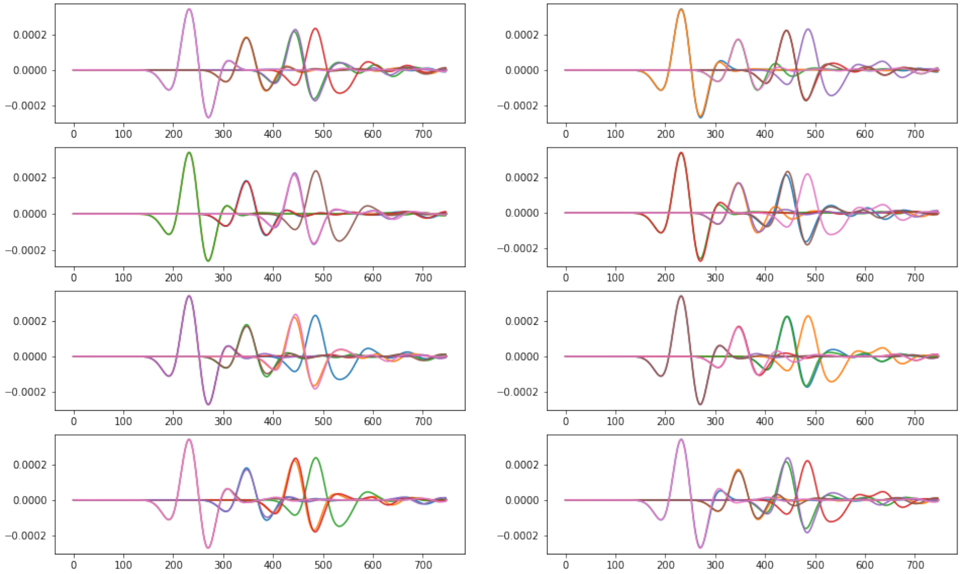


Разработка нейросетевых алгоритмов раннего выявления опухоли

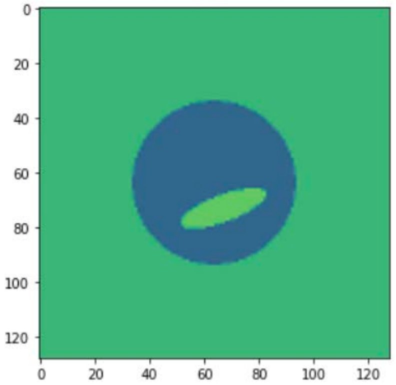
Решение обратной задачи на основе глубокого обучения



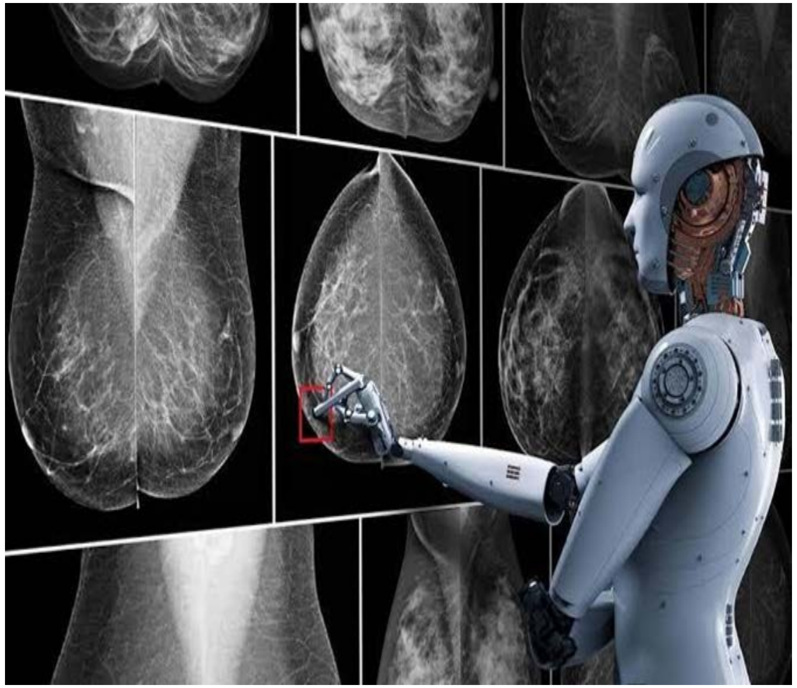




Синтетические данные для обучения нейронной сети: 7500 кругов и 7500 эллипсов.

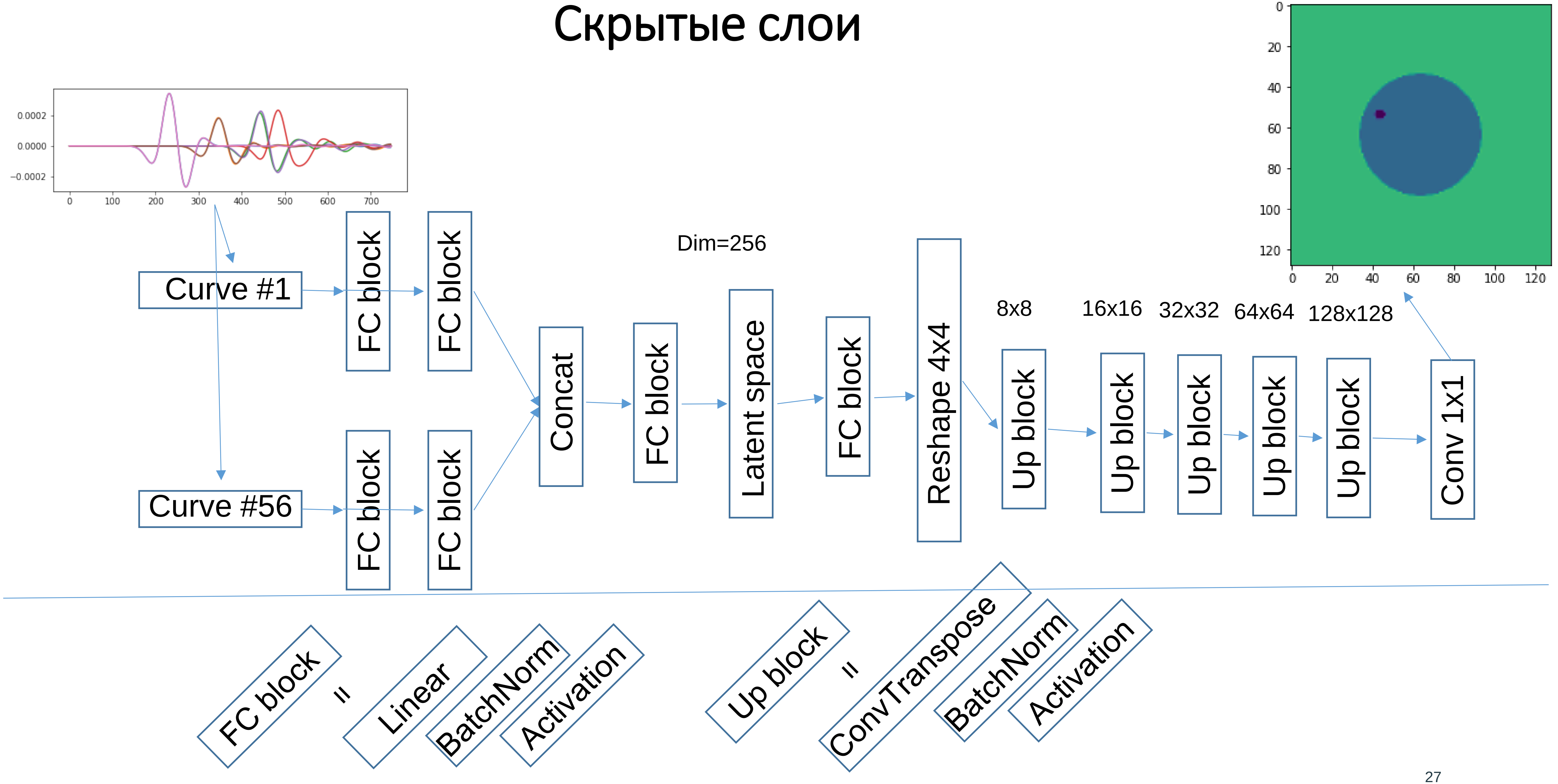


Опухоль – изменение скорости распространения ультразвука в мягких тканях

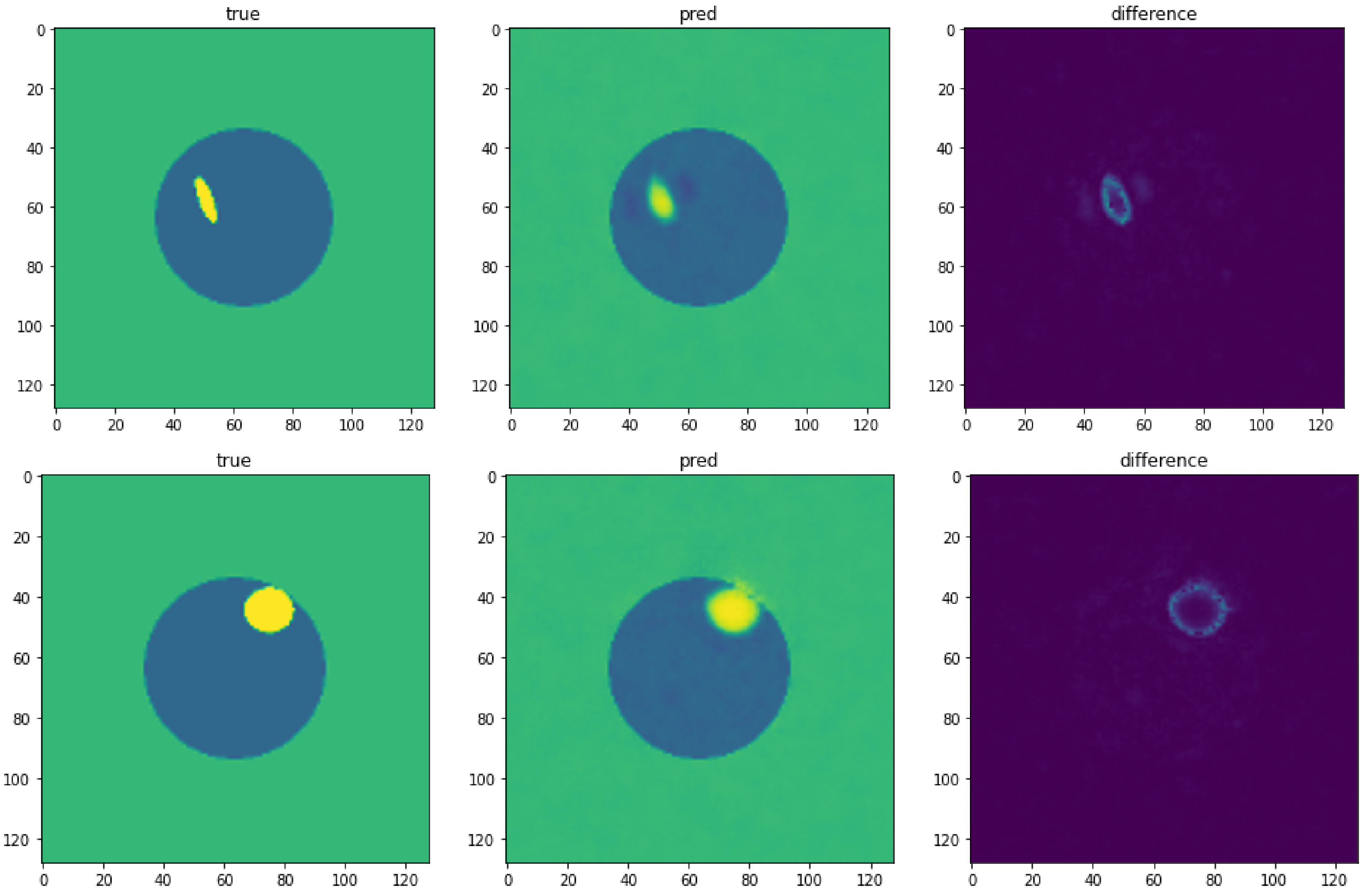


Этапы обучения нейросети:
1. Intel Xeon Gold 6140 (2.1 Ghz, 18 ядер), ОЗУ 512 Гб – 11 часов подготовка 15000 тренировочных данных.
2. Intel i5-10400F (2.90 GHz, 6 ядер), ОЗУ 64 Гб, GeForce RTX 2070 - 24 часа обучение нейросети.
Итого: 35 часов.

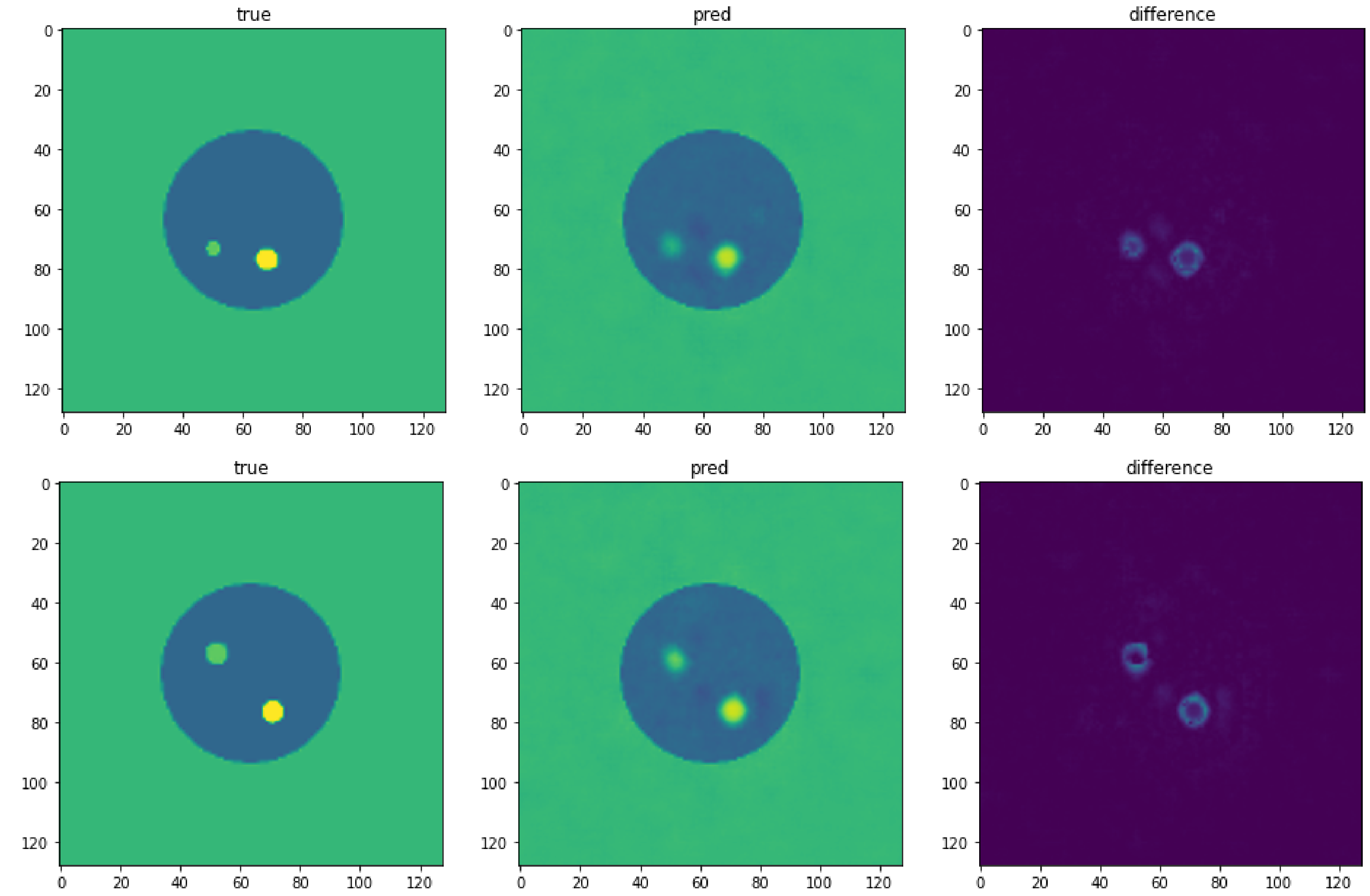
Архитектура нейронной сети типа Autoencoder. Скрытые слои



Результаты восстановления.
Наборы данных содержат только одно включение (круг или эллипс)



Результаты восстановления двух неоднородностей по 15000 тренировочному набору данных из одного круга или эллипса



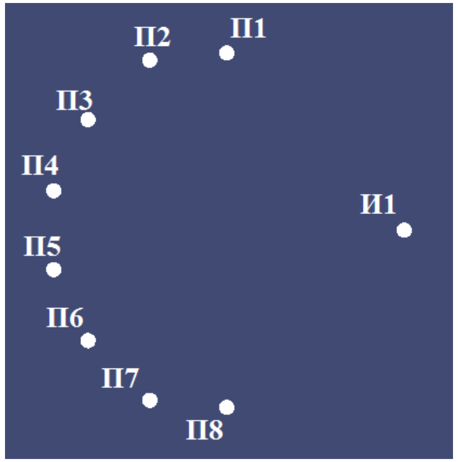
Сравнение:

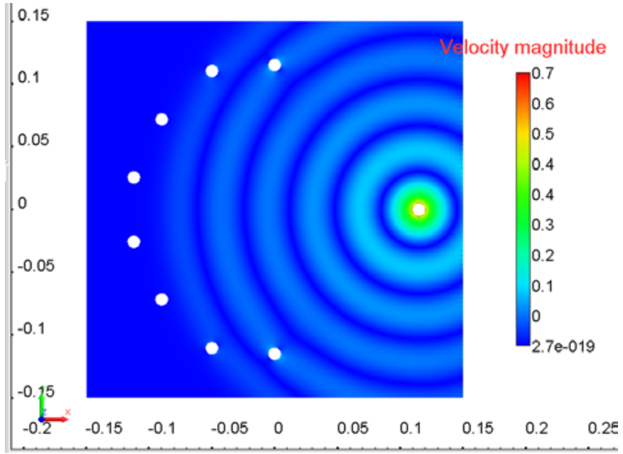
- Intel Xeon Gold 6140 (2.1 Ghz, 18 ядер), ОЗУ 512 Гб - 7 часов для решения обратной задачи.
- Intel i5-10400F (2.9 GHz, 6 ядер), GeForce RTX 2070, ОЗУ 64 Гб - 0,01 сек. для решения обратной задачи на основе глубокого обучения. Предварительно необходимо 35 часов для обучения.

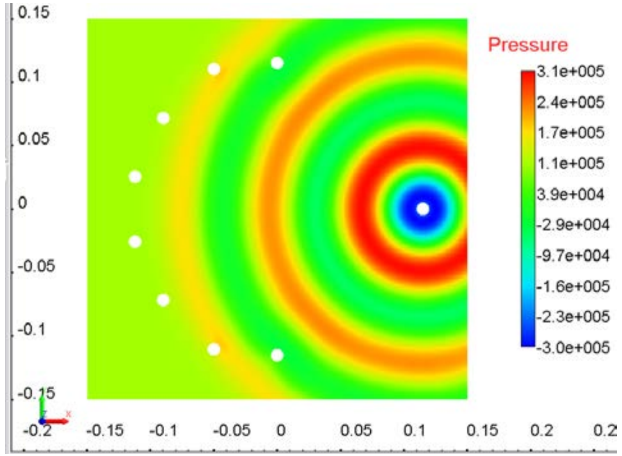
Нелинейная акустика. РФЯЦ-ВНИИЭФ (совместно с д.ф.-м.н. А.С. Козелковым)

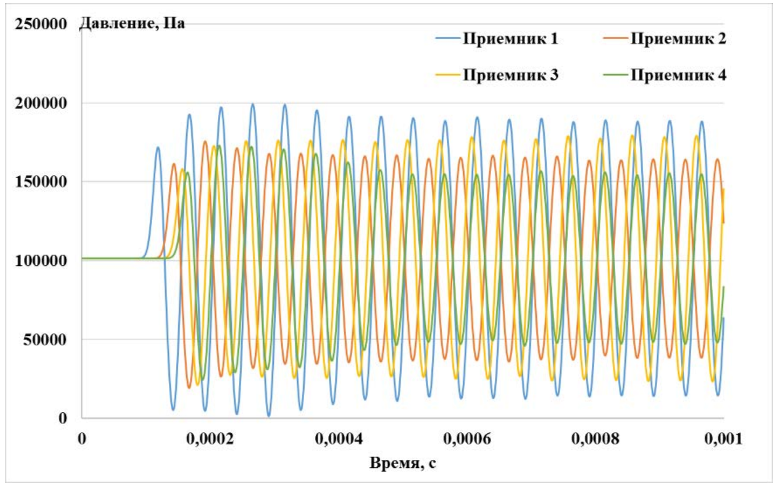
Задача акустической томографии на основе уравнений Навье-Стокса

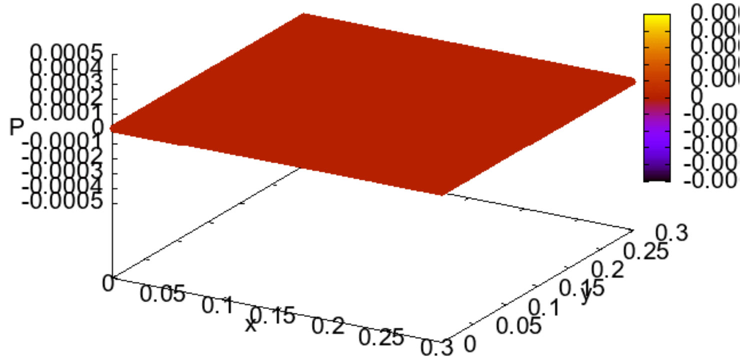
$$\begin{cases} \dfrac{\partial \rho}{\partial t} + \dfrac{\partial}{\partial x_i}(\rho u_i) = 0 \\ \dfrac{\partial \rho u_i}{\partial t} + \dfrac{\partial}{\partial x_j}(\rho u_i u_j) = -\dfrac{\partial p}{\partial x_i} + \dfrac{\partial}{\partial x_j}\tau_{ij} \\ \rho = \rho(p) \end{cases}$$











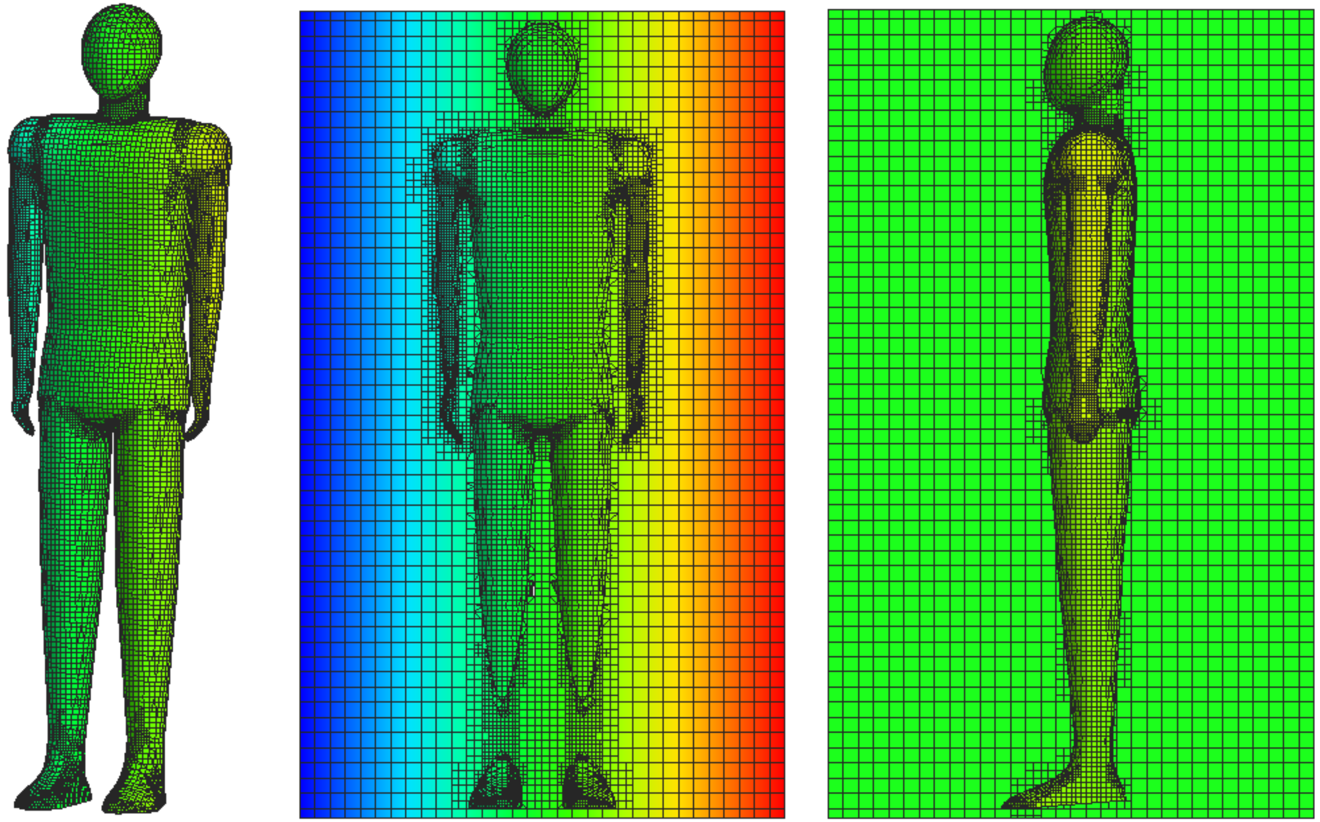
Нелинейная акустика

Линейная акустика

Исследование возможности определения

- патологий печени
- осложнений легких после Covid-19

	скорость звука, м/с	плотность, кг/м3
жировая ткань	1460	904
мышечная ткань	1550	994
костная ткань	3660	1700
печень	1570	1083
среднее по человеку		1036



Параметры манекена:

рост – 1,95 м,

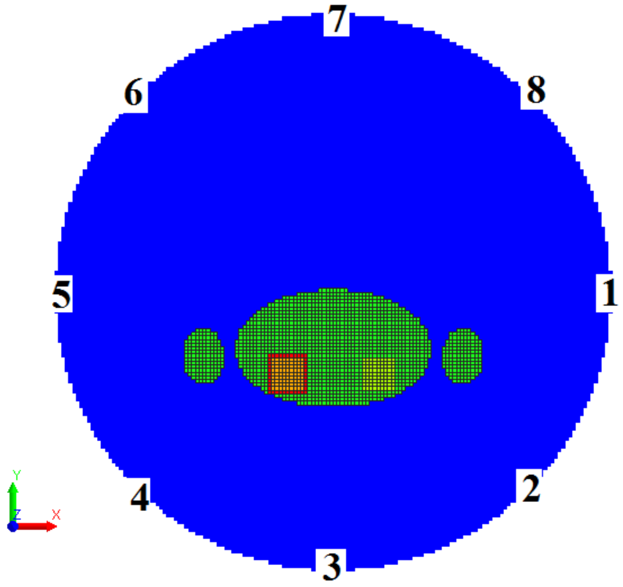
ширина плеч – 0,56 м,

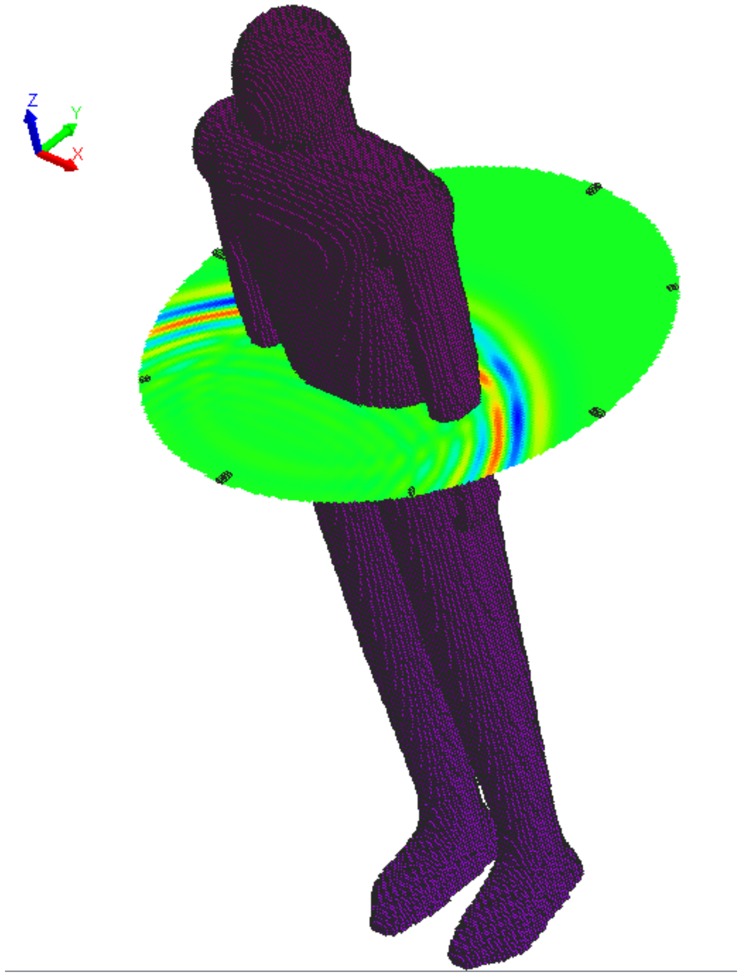
толщина – 0,34 м.

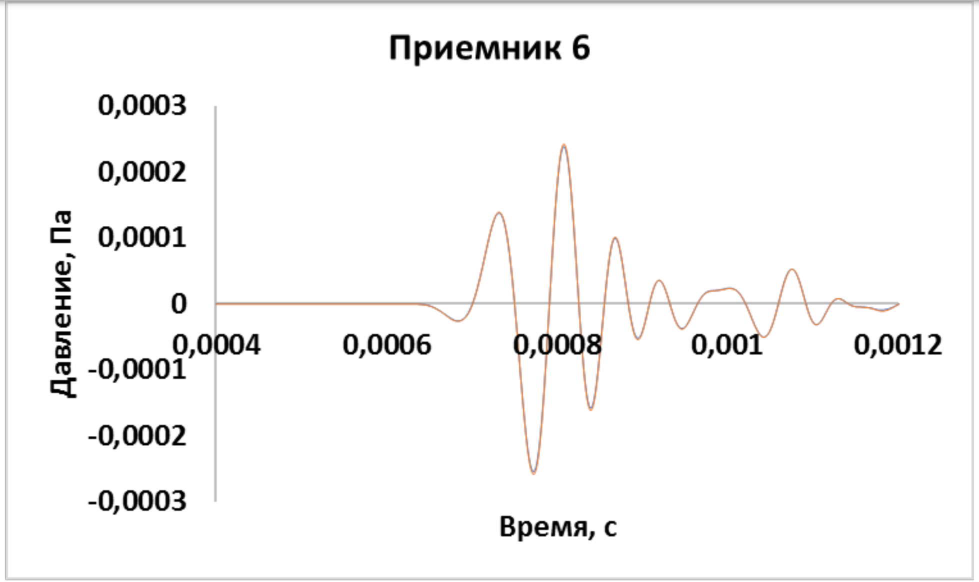
Параметры томографа:

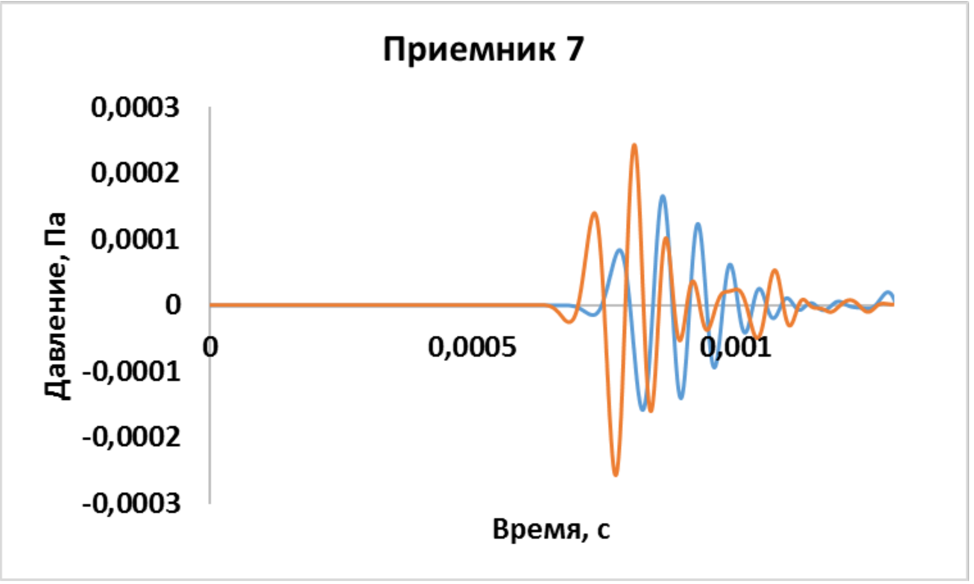
высота – 2 м, диаметр – 1,2 м.

Нелинейная акустика. РФЯЦ-ВНИИЭФ (совместно с д.ф.-м.н. А.С. Козелковым)









Оптимизация решения 3D обратных задач

Определение опухоли с разрешением ≈ 1 мм (500 x 500 x 500).

Требуется ≈ 4 Тб – для хранения данных динамической прямой задачи.

- Максимально использовать априорную информацию о строении среды для снижения требования по хранению памяти.
- Численный аналог метода наискорейшего спуска: на каждом узле решается прямая задача для выбора оптимального параметра спуска градиентного метода.
- Решение задачи в частотной области.
- Machine/Deep Learning. Обучающая выборка на данных прибора. Хорошее начальное приближение – априорная информация.

Благодарю за внимание!

Работа выполнена при поддержке РНФ, проект 19-11-00154 «Разработка новых математических моделей акустической томографии в медицине. Численные методы, высокопроизводительные вычисления и программное обеспечение»