

УДК 517.3

doi: 10.21685/2072-3040-2024-4-5

Восстановление параметров неоднородности объекта по измерению ближнего поля с применением нейронных сетей

А. В. Медведев¹, М. Ю. Медведик²^{1,2}Пензенский государственный университет, Пенза, Россия¹mdl-studio@yandex.ru, ²_medv@mail.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* Исследуется взаимодействие ближнего поля с рассеивателем, расположенным в пространстве R^2 . Подобное направление является приоритетным в задачах медицинской диагностики и дефектоскопии. Процесс распространения волны внутри различных объектов описывается с помощью уравнения Гельмгольца. Поле индуцируется точечным источником, расположенным за пределами тела. *Материалы и методы.* Поставленная задача сводится к интегральному уравнению Липпмана – Швингера. С помощью двухшагового алгоритма происходит поиск неоднородности. Применен нейросетевой подход для фильтрации значений, полученных после двухшагового алгоритма. Данная проблема возникает в электродинамике, дефектоскопии, а также в медицинской диагностике. При численном решении задачи порядок получаемой при расчете матрицы около 25 000 элементов. Представлены графические иллюстрации восстановления функции неоднородностей внутри объекта. Проведен эксперимент, демонстрирующий особенности восстановления параметров объекта при использовании нейронных сетей. Результаты показывают эффективность фильтрации автоэнкодером расчетных данных. *Результаты и выводы.* Предложен и реализован программный комплекс для определения параметров неоднородностей внутри объекта.

Ключевые слова: численные методы, интегральное уравнение, уравнение Гельмгольца, нейронная сеть

Финансирование: работа выполнена при поддержке государственного задания Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (Рег. № 124020200015-7).

Для цитирования: Медведев А. В., Медведик М. Ю. Восстановление параметров неоднородности объекта по измерению ближнего поля с применением нейронных сетей // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Физико-математические науки. 2024. № 4. С. 53–66. doi: 10.21685/2072-3040-2024-4-5

Reconstruction of the object inhomogeneity parameters from near-field measurements in microwave tomography problem using neural networks

A.V. Medvedev¹, M.Yu. Medvedik²^{1,2}Penza State University, Penza, Russia¹mdl-studio@yandex.ru, ²_medv@mail.ru

Abstract. *Background.* The article proposes a method for reconstruction inhomogeneity parameters based on the results of near-field measurements in medical diagnostic problems. The process of wave propagation inside various objects is described using the Helmholtz equation. The field is induced by a point source located outside the body. *Materials and*

methods. The problem posed is reduced to the Lippmann-Schwinger integral equation. A two-step algorithm is used to search for inhomogeneity. A neural network approach was used to filter the values obtained after a two-step algorithm. This problem arises in acoustics, electrodynamics, flaw detection, as well as in medical diagnostics. When solving the problem numerically, the order of the matrix obtained in the calculation is about 25,000 elements. Graphic illustrations of the restoration of the function of inhomogeneities within an object are presented. An experiment was conducted demonstrating the features of restoring object parameters using neural networks. The results show the effectiveness of the autoencoder filtering the calculated data. *Results and conclusions.* A software package for determining the parameters of inhomogeneities inside an object has been proposed and implemented.

Keywords: numerical methods, integral equation, Helmholtz equation, neural network

Financing: the work was performed within a state task of Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation (No. 124020200015-7).

For citation: Medvedev A.V., Medvedik M.Yu. Reconstruction of the object inhomogeneity parameters from near-field measurements in microwave tomography problem using neural networks. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Povolzhskiy region. Fiziko-matematicheskie nauki* = *University proceedings. Volga region. Physical and mathematical sciences*. 2024;(4):53–66. (In Russ.). doi: 10.21685/2072-3040-2024-4-5

Рассмотрим задачу определения структуры объектов. Подобные проблемы нередко возникают при решении различных технических задач контроля объекта. Особый интерес представляют такие задачи, как диагностика и методы неразрушающего контроля, которые находят широкое применение в медицинской практике и дефектоскопии. Современные технологии, такие как ультразвуковые, рентгеновские и магнитно-резонансные исследования, дают возможность не только визуализировать внутреннюю структуру объектов, но и анализировать их состояние без ущерба для целостности. Эффективность этих методов зависит от разработки алгоритмов обработки полученных данных, что позволяет точно интерпретировать результаты диагностики и принимать обоснованные решения. Наиболее актуальные методы исследований базируются на одном принципе – неинвазивность. Неинвазивность в диагностике – это принцип, согласно которому диагностические процедуры должны проводиться без нарушения целостности объекта. Этот подход позволяет минимизировать риски осложнений и болезненных ощущений для пациента, а также обеспечивает большую безопасность и комфорт во время обследования.

Следует отметить, что когда речь идет о медицинской диагностике, на используемые способы измерения накладываются дополнительные ограничения, связанные с выбором безопасных частот излучения. Безопасные частоты излучения используются, чтобы минимизировать возможные побочные эффекты или осложнения для пациента. Для этого ограничивают мощность и длительность импульсов излучения.

В электродинамике задачи, определяющие значения неоднородностей в различных объектах, называют обратными задачами. Для решения обратных задач используются различные методы и подходы, включая методы регуляризации некорректных задач и численные методы решения краевых задач и многомерных интегральных уравнений. Обратные задачи в электродинамике относятся к классу некорректных и нелинейных задач, что значительно затрудняет их решение. Некорректность задач связана с тем, что малые

изменения исходных данных могут привести к значительным отклонениям в результатах решения. Нелинейность же обусловлена сложными зависимостями между искомыми параметрами и входными данными. Сложность решения некорректных и нелинейных задач заключается в том, что они неустойчивы к малым возмущениям и требуют применения специальных методов для стабилизации и уточнения результатов. Для решения некорректных и нелинейных обратных задач используются различные методы, такие как метод регуляризации Тихонова, метод минимизации функционала ошибки, метод градиентного спуска и другие. Применение этих методов позволяет улучшить качество и точность решения задач, учитывая их некорректность и нелинейность.

Первые попытки решения обратных задач электродинамики были связаны с разработкой простых итерационных методов. Этот подход имеет свои достоинства и недостатки. Преимущества итерационных методов заключаются в их простоте и возможности получения приближенных решений. Однако такие методы могут быть медленными и неустойчивыми к шумам и погрешностям в исходных данных. Это может приводить к потере точности и неправильным результатам. Для улучшения качества и скорости решения обратных задач электродинамики были разработаны более сложные методы, такие как методы регуляризации. Эти методы позволяют учитывать некорректность и нелинейность задач, а также повышать устойчивость и точность решений.

В работе описывается численный метод решения обратной задачи с использованием нейронных сетей. В современном мире растет потребность в эффективных методах решения таких задач. Новые подходы, например применение нейронных сетей, могут улучшить диагностику, обеспечивая более точные и быстрые результаты. Новые математические алгоритмы позволят проводить диагностику с использованием более доступного оборудования, повышать точность измерений и снижать риск возможных осложнений для пациентов. Это особенно важно в случаях, когда речь идет о диагностике заболеваний на ранних стадиях или обследовании групп риска.

Разработка таких алгоритмов может включать использование методов машинного обучения, анализа больших объемов данных и создание специализированных программных продуктов. Это поможет автоматизировать процесс диагностики, сделать его более быстрым и точным, а также снизить влияние человеческого фактора на результаты исследований.

Применение новых математических алгоритмов в медицинской диагностике позволит существенно улучшить качество оказания медицинской помощи, повысить уровень здоровья населения и снизить экономические затраты на здравоохранение.

В настоящее время предприняты многочисленные попытки решения обратных задач дифракции на экранах и телах, которые хорошо изложены в работах отечественных и зарубежных исследователей [1–16].

1. Постановка задачи

Обратная задача дифракции решается в два этапа. Первый этап – это сбор данных о значениях поля в определенных точках y_B ближней зоны. Второй этап – это измерение значений рассеянного поля в заранее выбранных точках и восстановление структуры объекта с использованием специальных

алгоритмов. Как правило, для нахождения значений поля в точках используется специальная высокоточная измерительная аппаратура или производится моделирование значений поля в выбранных точках y_v ближней зоны.

Для моделирования значений поля в точках необходимо решить прямую задачу дифракции на объекте Q . Проблема распространения скалярного поля U^0 на двумерном объекте Q состоит в следующем: двумерный объект, расположенный в пространстве, подвергается воздействию поля, испускаемого источником излучения. Поле частично отражается от поверхности тела, а частично рассеивается внутри него. Требуется определить значение полного поля U на рассматриваемом объекте. Такие задачи по определению поля называются прямыми.

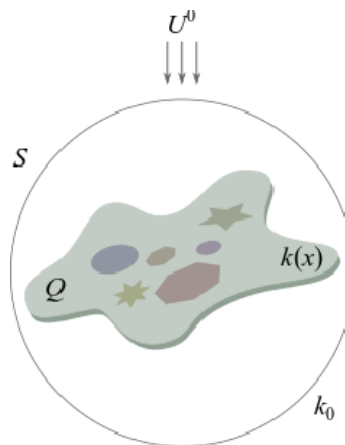


Рис. 1. Задача дифракции на теле

Прямая задача может быть выражена через интегральное уравнение Липпмана – Швингера вида

$$f^0(x) = u(x) + \int_Q G(x, y) (k^2(y) - k_0^2) u(y) d\Omega, \quad (1)$$

где $G(x, y) = H_0^{(1)}(k_0 |x - y|)$ – функции Ханкеля

Справедливы утверждения о непрерывной обратимости, единственности решения и фредгольмовости оператора интегрального уравнения (1) [2–7].

Применение идентификационных подходов в задачах дифракции в вопросах медицинской диагностики возможно только с использованием неинвазивных методов. Рассмотрим вопрос о выборе точек наблюдения при исследовании объекта. Необходимо отметить, что плохой выбор точек может оказать существенное влияние на результаты диагностики. Точки наблюдения должны быть расположены достаточно близко к исследуемому объекту и по возможности покрывать равномерно тело со всех сторон. Однако личный опыт исследования задачи показал, что источник излучения следует слегка удалить от точек наблюдения, чтобы не происходило так называемой засветки сенсоров. Будем располагать данные точки равномерно вдоль границ исследуемого объекта на небольшом расстоянии друг от друга в несколько слоев. В качестве падающего

излучения используется волна, распространяющаяся от точечного источника. В такой постановке задачи возможно применение двухшагового алгоритма для идентификации неоднородностей.

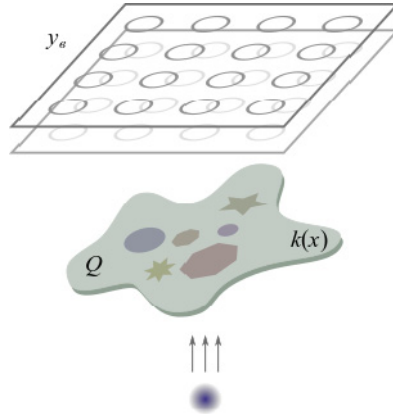


Рис. 2. Объект, источник излучения и точки наблюдения

Разобьем объект плоской формы на ячейки Π_i , $i = (i_1, i_2)$. Введем допущение, что параметры неоднородности внутри каждой ячейки не меняются $k(x) = k_i$. Применим двухшаговый алгоритм.

1. На первом шаге рассчитываются значения тока $J(y)$ на основе значений поля $u(y_e)$, измеренные в точках наблюдения y_e :

$$u(y_e) - f(y_e) = \int_Q G(x, y_e) J(x) dx. \quad (2)$$

Уравнение (2) является самой сложной частью двухшагового метода, поскольку является уравнением 1-го рода. Система линейных алгебраических уравнений, получаемая в результате решения интегрального уравнения (7), является плохообусловленной, что приводит к сильно зашумленным восстановленным данным.

2. На втором шаге пересчитываем значение параметров неоднородности $k(y)$, используя значение $J(y)$:

$$k^2(y) - k_0^2 = \frac{J(y)}{f(y) + \int_Q G(x, y_e) J(x) dx}.$$

Применение различных методов регуляризации и алгоритмов предобусловливания матриц в некоторых случаях понижает число обусловленности. Однако данный подход не является универсальным. Поэтому наряду с предложенным в работе методом используются нейронные сети.

2. Применение нейросетевого подхода к задаче фильтрации

Далее рассмотрим задачу фильтрации для двухшагового алгоритма с помощью нейронных сетей. В процессе восстановления значений волновой функции будем производить процесс фильтрации. Пусть

$$z = x + y,$$

где z – зашумленные данные, представленные суммой истинных данных x и некоторого шума y . Большинство методов пытаются как можно ближе аппроксимировать x , используя z .

Для решения задачи будем использовать модель сверточного автоэнкодера. Также введем функцию ошибки восстановления от истинных и обработанных моделью данных:

$$L(x, g(f(\tilde{x}))) = \|x - g(f(\tilde{x}))\|^2.$$

Автоэнкодер – это нейронная сеть, предназначенная для того, чтобы, сжимая размерность входных данных, максимально точно восстанавливать их на выходе. При этом данные сжимаются в скрытое (latent-space) пространство, которое затем используется для восстановления исходного изображения:

$$h = f(x) = \phi(Wx + b), \quad h \in [0, 1]^d, \quad (3)$$

где ϕ – любая нелинейная функция.

Конечное состояние является результатом многократного применения преобразования (3) с различными параметрами. Часть модели, выполняющая такое преобразование, называется энкодером.

Далее к h применяется преобразование, приводящее его к изначальной размерности

$$g = \phi(W'h + b'). \quad (4)$$

Автоэнкодер используется в различных задачах компьютерного зрения, таких как классификация изображений, генеративное моделирование, обнаружение лиц и т.д.

Шумоподавляющий автоэнкодер – это стохастическое обобщение классического автоэнкодера, применяемое для восстановления данных, исходя из их зашумленного представления. Эти модели могут быть интегрированы в состав более сложных систем.

Сверточные автоэнкодеры основаны на концепции классических автоэнкодеров, но вместо обычных преобразований используют сверточные слои нейронной сети.

Под операцией свертки понимается следующее матричное преобразование:

$$y_{ij} = \sum_m \sum_n w_{mn} \cdot x_{(i+m)(j+n)} + b, \quad (5)$$

где y_{ij} – матрица на выходе слоя (карта признаков); w_{mn} – параметр (фильтр) слоя; $x_{(i+m)(j+n)}$ – входные данные; b – свободный параметр.

По сравнению с классическими автоэнкодерами сверточные автоэнкодеры лучше подходят для обработки изображений, так как они используют все возможности сверточных нейронных сетей для эффективного использования структуры изображения (матрицы). Пример такой модели представлен на рис. 3.

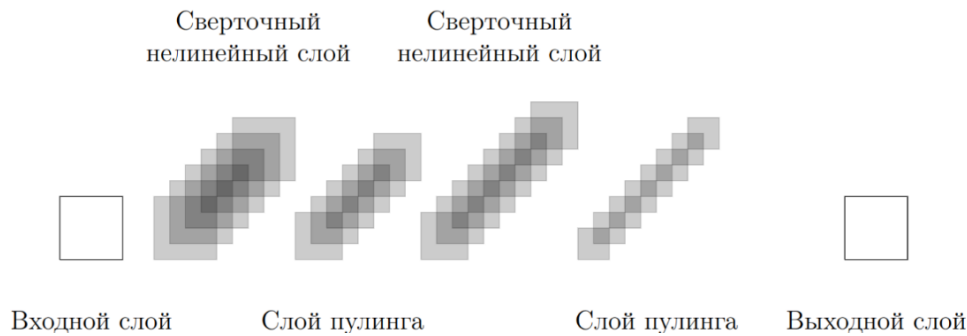


Рис 3. Пример архитектуры сверточного автоэнкодера

В процессе обучения модель анализирует признаки различных изображений на конкретные точки в латентном пространстве, отделяя несоответствия или шум, присутствующие во входных данных.

Базовая архитектура автоэнкодера обычно состоит из двух частей: кодировщика, который отображает входные данные в латентное пространство, и декодировщика, который декодирует точки в латентном пространстве для восстановления входных данных. Вместо простого дублирования входных данных автоэнкодер предназначен для разложения и последующего восстановления входных данных с целью научиться распознавать только важные части данных.

Параметры модели, описанные в формулах (10) и (11) $\{W, B, W', B'\}$, оптимизированы для минимизации ошибки восстановления. Этого можно достичь с использованием различных функций потерь, например среднеквадратичной ошибки или кросс-энтропии.

Таким образом, модель имеет особенности распределения восстанавливаемых данных $p_{rec}(x|\tilde{x})$ из оценок пар тренировочной выборки $(x, \tilde{x})$:

1. Генерация примера x из тренировочного датасета.
2. Генерация зашумленного варианта $\tilde{x}$ из $C(\tilde{x}|x=x)$.
3. Оценка вероятностного распределения $p_{rec}(x|\tilde{x}) = p_{decoder}(x|h)$.

Для задачи были сгенерированы обучающая и тестовая выборки из 10 000 задач. Количество, форма, размер и значение параметров неоднородностей в рамках заданных границ генерировались случайно.

Затем в полученный вектор вносился «белый» шум порядка (20, 30, 50 %). Данные сохранялись и затем использовались при обучении и тестировании модели (рис. 4).

Рассмотрим задачу со следующими начальными данными неоднородностей: квадрат со стороной 15 см, частота падающего поля 0,3 ГГц (рис. 4). Решим прямую и обратную задачи с внесением 40 % белого шума в ток J , получим значения волновой функции (рис. 5).

Проведем процедуру фильтрации с помощью модели нейронной сети.

На рис. 6 представлено решение обратной задачи для рассматриваемой фигуры квадрат со стороной 15 см (рис. 4). Как видно из графиков, восстановление значительно улучшается при использовании модели нейронной сети для подавления шума в токе. Данная модель эффективна при работе с высокими уровнями шума.

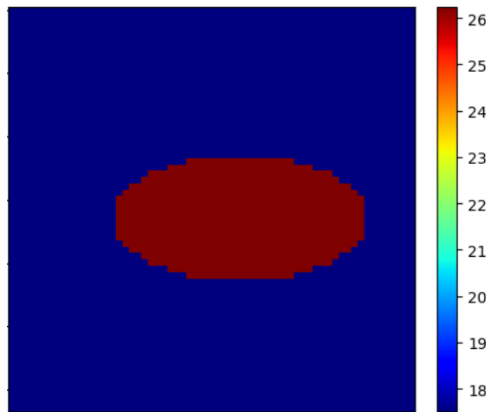


Рис. 4. Заданные волновые параметры
исходного объекта

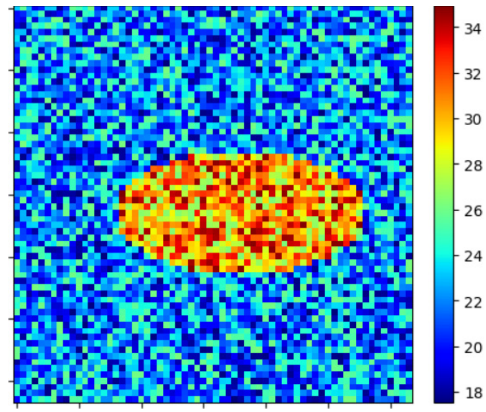


Рис. 5. Восстановленные значения
волновой функции с шумом

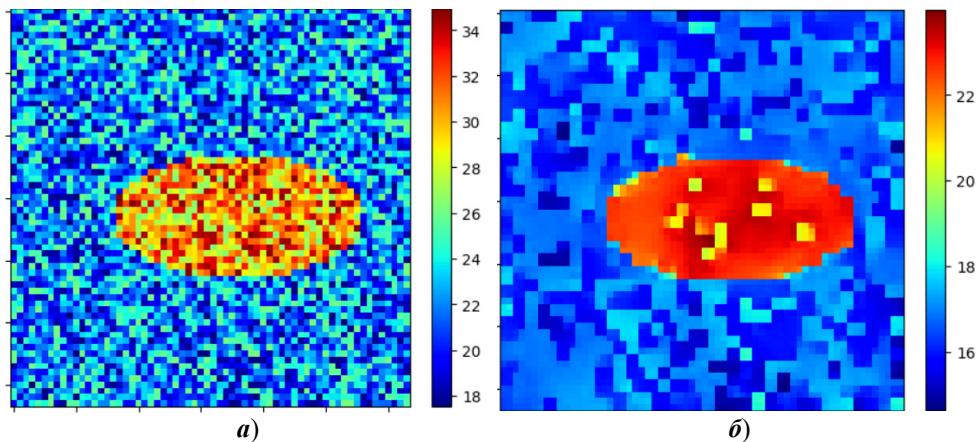


Рис. 6. Сравнение эффективности модели фильтрации:
а – без фильтрации; *б* – с фильтрацией

3. Использование различных методов фильтрации сигнала

В предыдущем эксперименте модуль разности исходных и зашумленных данных является большой величиной. Со снижением уровня шума уменьшается эффективность работы градиентных методов. Для устранения данной проблемы переведем входные данные в частотный диапазон, используя двумерное преобразование Фурье, где и будем производить фильтрацию.

Внесем небольшую погрешность порядка 0,1 % в измеренные данные y_b и применим преобразование Фурье. Процесс обучения нейросетевой модели аналогичен описанному выше. Будем аппроксимировать моделью уровень шума после предобработки двумерным преобразованием Фурье.

Прямым двумерным преобразованием Фурье называется функция:

$$g(\lambda_1, \lambda_2) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, x_2) e^{-i(x_1 \lambda_1 + x_2 \lambda_2)} dx_1 dx_2. \quad (6)$$

Обратное двумерное преобразование:

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{(2\pi)^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} g(\lambda_1, \lambda_2) e^{i(x_1\lambda_1 + x_2\lambda_2)} d\lambda_1 d\lambda_2. \quad (7)$$

После применения преобразования (6) значение данных в частотном диапазоне не является малой величиной, в связи с чем возможно эффективное применение градиентных методов для фильтрации данных.

Определен следующий порядок преобразований для входных данных: исходный вектор y_B разбивается на действительную и мнимую части (рис. 7–10). Для каждой из частей производится обучение модели на тренировочной выборке.

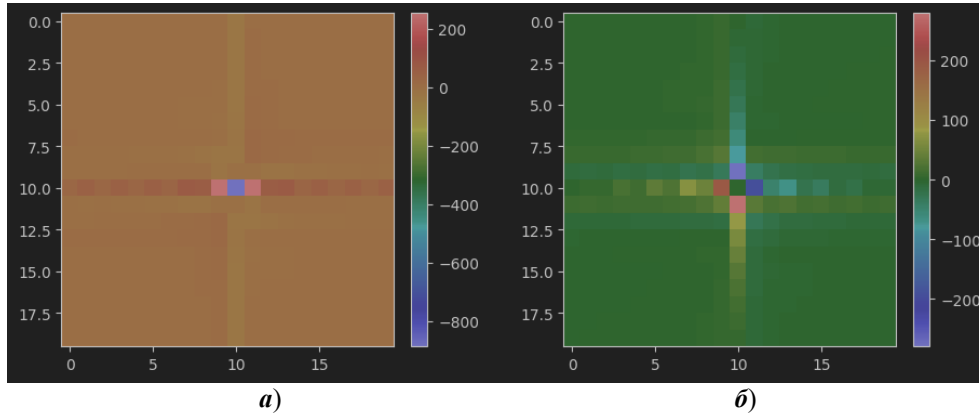


Рис. 7. Преобразование Фурье от действительной части y_B

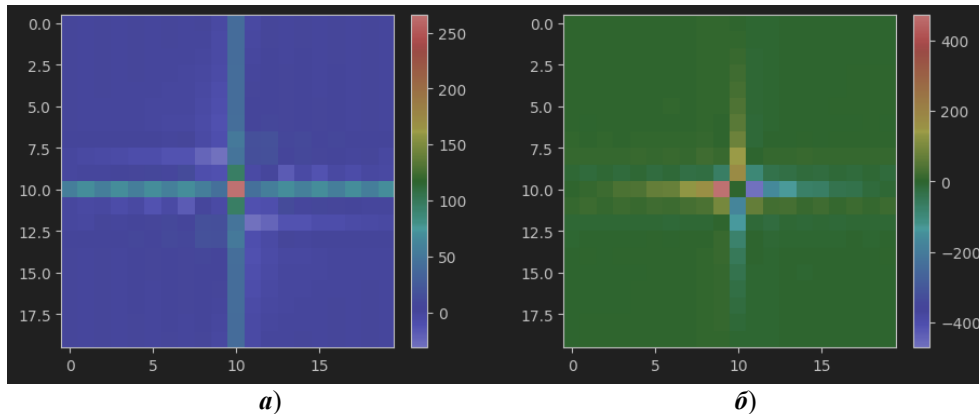


Рис. 8. Преобразование Фурье от мнимой части y_B

На этапе использования обученной модели применяется обратное преобразование (7).

В результате фильтрации уровень шумов удастся снизить на один порядок.

На основе преобразования Фурье можно использовать иные методы, не связанные с машинным обучением. Существуют различные алгоритмы, такие как рекурсивный алгоритм среднего, алгоритм экспоненциально-взвешенного среднего, алгоритм пятиточечной скользящей средней. Однако

эти алгоритмы не дают достаточного в рамках задачи результата. Методы фильтрации с помощью преобразования Фурье, основанные на введении весовых функций (Ханна, Хемминга, Кайзера и др.) работают более эффективно.

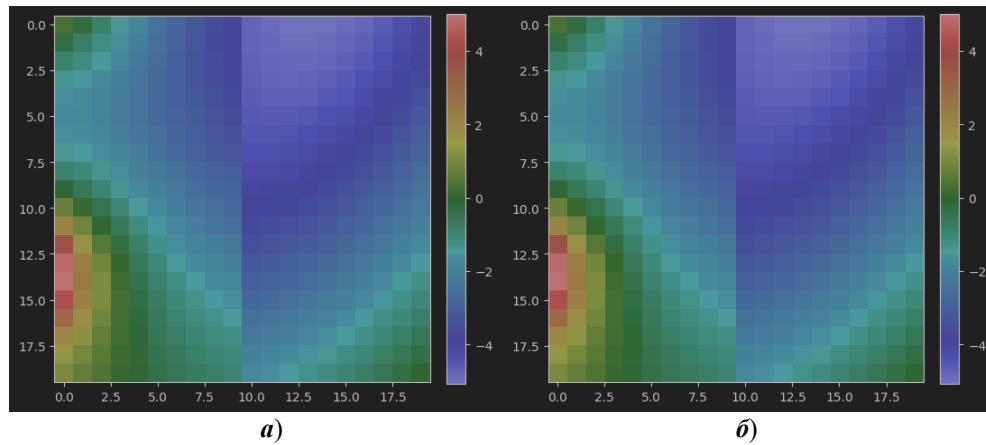


Рис. 9. Исходные (а) и восстановленные (б) значения действительной части y_B

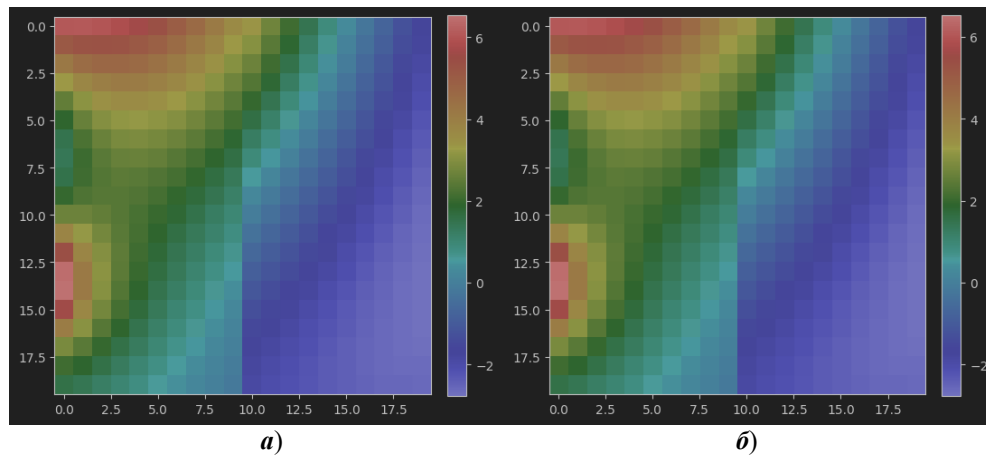


Рис. 10. Исходные (а) и восстановленные (б) значения мнимой части y_B

Пример восстановления синусоидального сигнала с использованием преобразования Фурье представлен на графиках (рис. 11, 12).

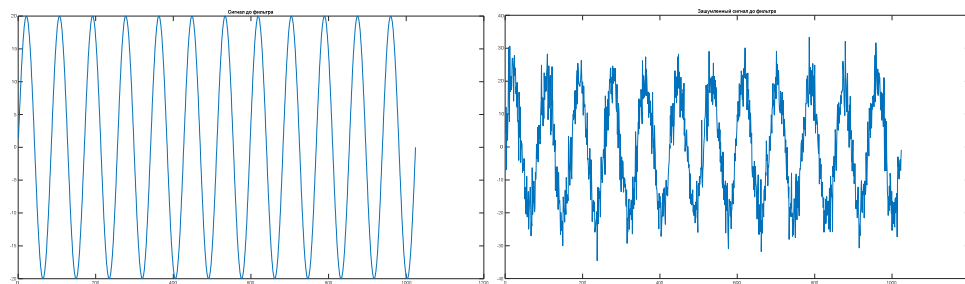


Рис. 11. Исходные (а) и зашумленный (б) сигналы

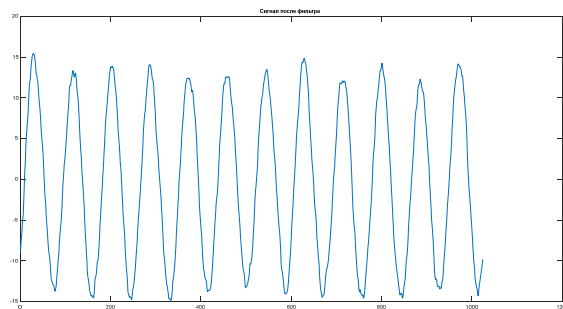


Рис. 12. Восстановленный сигнал

Однако и данные методы не являются эффективными для рассматриваемой задачи. Поэтому предлагается использовать алгоритмы усреднения, основанные на воздействии двух видов погрешности. Первая представляет собой белый шум, вторая является системной погрешностью и моделирует фоновое воздействие на входные данные. При работе с выборкой из 100 значений y_b удастся эффективно восстановить неоднородности при уровне системной погрешности около 1 % и погрешности белого шума 0,01 %.

Рисунок 13 демонстрирует хорошее качество восстановления значения модуля решения уравнения (4). Однако в восстановленных данных появляется незначительное отклонение в виде новых несуществующих неоднородностей. Данные неоднородности называются артефактами. Они легко убираются путем проведения дополнительных измерений на других частотах. При разработке методов медицинской диагностики зачастую стоит задача заподозрить заболевание на ранней стадии, когда опухоль не превышает определенного размера. Полученные результаты показывают, что с данной задачей алгоритм справляется.

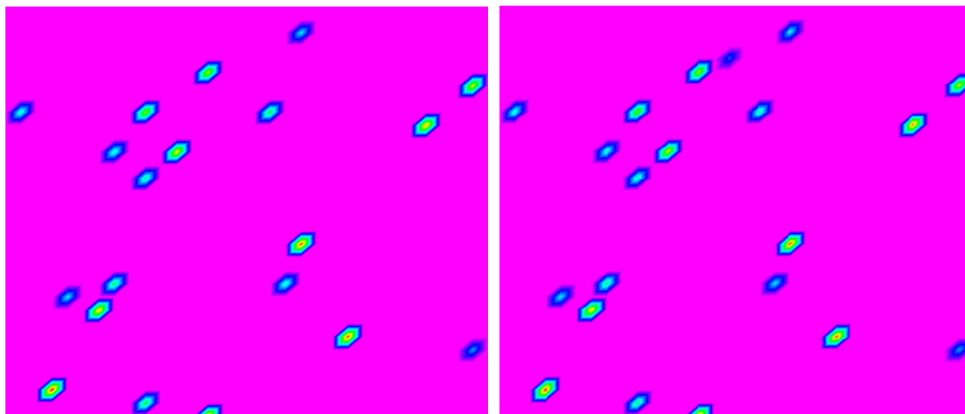


Рис. 13. Восстановленные значения модуля решения интегрального уравнения (4)

Заключение

В работе рассмотрена проблема восстановления структуры объекта. Рассматриваемая задача представляет собой большой интерес в медицинской диагностике. В работе предложены алгоритмы, позволяющие восстанавли-

вать структуру объекта. Рассматриваемая задача является некорректной, поэтому предлагается использовать различные методы фильтрации данных. Алгоритм фильтрации основан на применении нейронных сетей. При обучении использовались модели сверточного автоэнкодера. Полученные графические результаты позволяют утверждать, что предложенные в работе алгоритмы эффективно восстанавливают структуру объекта при различных уровнях шума в данных.

Список литературы

1. Medvedik M. Y., Smirnov Yu. G., Tsupak A. A. Inverse vector problem of diffraction by inhomogeneous body with a piecewise smooth permittivity // *Journal of Inverse and Ill-posed Problems*. 2024. Vol. 32, № 3. P. 453–465. doi: 10.1515/jiip-2022-0060
2. Medvedik M. Y., Moskaleva M. A. Numerical Method for Recovering Permittivity of an Inhomogeneous Dielectric Body Placed in a Semi-Infinite Rectangular Waveguide // *Lobachevskii J Math.* 2022. Vol. 43. P. 1245–1250. doi: 10.1134/S1995080222080212
3. Medvedik M. [et al.]. Non-iterative two-step method for solving scalar inverse 3D diffraction problem // *Inverse Problems in Science and Engineering*. 2020. Vol. 28. P. 1474–1492. doi: 10.1080/17415977.2020.1727466
4. Medvedik M. Yu., Smirnov Yu. G., Tsupak A. A. The two-step method for determining a piecewise-continuous refractive index of a 2D scatterer by near field measurements // *Inverse Problems in Science and Engineering*. 2020. Vol. 28. P. 427–447.
5. Evstigneev R. O., Medvedik M. Y. Reconstruction of Inhomogeneities in a Hemisphere from the Field Measurements // *Lobachevskii Journal of Mathematics*. 2019. Vol. 40, № 10. P. 1653–1659. doi: 10.1134/S1995080219100093
6. Smirnov Y. G., Medvedik M. Y., Moskaleva M. A. Two-Step Method for Permittivity Determination of an Inhomogeneous Body Placed in a Rectangular Waveguide // *Lobachevskii Journal of Mathematics*. 2018. Vol. 39, № 8. P. 1140–1147. doi: 10.1134/S1995080218080115
7. Медведик М. Ю., Смирнов Ю. Г., Цупак А. А. Скалярная задача дифракции плоской волны на системе непересекающихся экранов и неоднородных тел // *Журнал вычислительной математики и математической физики*. 2014. Т. 54, № 8. P. 1319–1331. doi: 10.1134/S0965542514080089
8. Медведик М. Ю. Субиерархический метод решения интегрального уравнения Липпмана – Швингера на телах сложной // *Радиотехника и электроника*. 2012. Т. 57, № 2. С. 175.
9. Cherepenin V., Karpov A., Korjenvsky A., Kornienko V., Mazaletskaya A., Mazourov D., Meister D. A 3D electrical impedance tomography (EIT) system for breast cancer detection // *Physiol. Meas.* 2001. Vol. 22, № 1. doi: 10.1088/0967-3334/22/1/302
10. Havriliak S., Negami S. A complex plane representation of dielectric and mechanical relaxation processes in some polymers // *Polymer*. 1967. Vol. 8. P. 161–210. doi: 10.1016/0032-3861(67)90021-3
11. Zarafshani A., Bach T., Chatwin C. R., Tang S., Xiang L., Zheng B. Conditioning Electrical Impedance Mammography System // *Measurement*. 2018. Vol. 116. P. 38–48. doi: 10.1016/j.measurement.2017.10.052
12. Halvorsen I. J., Pivac I., Bezmalinović D., Barbir F., Zenith F. Electrochemical low-frequency impedance spectroscopy algorithm for diagnostics of PEM fuel cell degradation // *International Journal of Hydrogen Energy*. 2020. Vol. 45, № 2. doi: 10.1016/j.ijhydene.2019.04.004
13. Kamal A. Mohd., Sakorikar T., Pal U. M., Pandya H. J. Engineering Approaches for Breast Cancer Diagnosis: A Review // *IEEE Rev. Biomed. Eng.* 2023. Vol. 16. P. 687–705. doi: 10.1109/RBME.2022.3181700

14. Zarafshani A. Feasibility Test of Quantitative Assessment of Breast Density Based on Dielectric Impedance Spectroscopy // JABB. 2017. Vol. 2, № 6. P. 204–210. doi: 10.15406/jabb.2017.02.00047
15. Safronov M., Kuzmin A., Bodin O., Baranov V., Timokhina O., Cheban O. Reducing of Bioimpedance Influence on ECG by Correction Filter in Mobile Heart Monitoring System // 2020 27th Conference of Open Innovations Association (FRUCT). Trento, Italy : IEEE, 2020. P. 200–206. doi: 10.23919/FRUCT49677.2020.9211026
16. Korjenevsky A. V. Research electrical impedance tomography system suitable for making in out of factory conditions // JRE. 2021. Vol. 2021, № 9. doi: 10.30898/1684-1719.2021.9.5

References

1. Medvedik M.Y., Smirnov Yu.G., Tsupak A.A. Inverse vector problem of diffraction by inhomogeneous body with a piecewise smooth permittivity. *Journal of Inverse and Ill-posed Problems*. 2024;32(3):453–465. doi: 10.1515/jiip-2022-0060
2. Medvedik M.Y., Moskaleva M.A. Numerical Method for Recovering Permittivity of an Inhomogeneous Dielectric Body Placed in a Semi-Infinite Rectangular Waveguide. *Lobachevskii J Math*. 2022;43:1245–1250. doi: 10.1134/S1995080222080212
3. Medvedik M. et al. Non-iterative two-step method for solving scalar inverse 3D diffraction problem. *Inverse Problems in Science and Engineering*. 2020;28:1474–1492. doi: 10.1080/17415977.2020.1727466
4. Medvedik M.Yu., Smirnov Yu.G., Tsupak A.A. The two-step method for determining a piecewise-continuous refractive index of a 2D scatterer by near field measurements. *Inverse Problems in Science and Engineering*. 2020;28:427–447.
5. Evstigneev R.O., Medvedik M.Y. Reconstruction of Inhomogeneities in a Hemisphere from the Field Measurements. *Lobachevskii Journal of Mathematics*. 2019;40(10):1653–1659. doi: 10.1134/S1995080219100093
6. Smirnov Y.G., Medvedik M.Y., Moskaleva M.A. Two-Step Method for Permittivity Determination of an Inhomogeneous Body Placed in a Rectangular Waveguide. *Lobachevskii Journal of Mathematics*. 2018;39(8):1140–1147. doi: 10.1134/S1995080218080115
7. Medvedik M.Yu., Smirnov Yu.G., Tsupak A.A. Scalar problem of diffraction of a plane wave on a system of non-intersecting screens and inhomogeneous bodies. *Zhurnal vychislitel'noy matematiki i matematicheskoy fiziki = Journal of Computational Mathematics and Mathematical Physics*. 2014;54(8):1319–1331. doi: 10.1134/S0965542514080089
8. Medvedik M.Yu. Subhierarchical method for solving the Lippmann-Schwinger integral equation on complex bodies. *Radiotekhnika i elektronika = Radio engineering and electronics*. 2012;57(2):175. (In Russ.)
9. Cherepenin V., Karpov A., Korjenevsky A., Kornienko V., Mazaletskaya A., Mazourov D., Meister D. A 3D electrical impedance tomography (EIT) system for breast cancer detection. *Physiol. Meas.* 2001;22(1). doi: 10.1088/0967-3334/22/1/302
10. Havriliak S., Negami S. A complex plane representation of dielectric and mechanical relaxation processes in some polymers. *Polymer*. 1967;8:161–210. doi: 10.1016/0032-3861(67)90021-3
11. Zarafshani A., Bach T., Chatwin C.R., Tang S., Xiang L., Zheng B. Conditioning Electrical Impedance Mammography System. *Measurement*. 2018;116:38–48. doi: 10.1016/j.measurement.2017.10.052
12. Halvorsen I.J., Pivac I., Bezmalinović D., Barbir F., Zenith F. Electrochemical low-frequency impedance spectroscopy algorithm for diagnostics of PEM fuel cell degradation. *International Journal of Hydrogen Energy*. 2020;45(2). doi: 10.1016/j.ijhydene.2019.04.004

13. Kamal A. Mohd., Sakorikar T., Pal U.M., Pandya H.J. Engineering Approaches for Breast Cancer Diagnosis: A Review. *IEEE Rev. Biomed. Eng.* 2023;16:687–705. doi: 10.1109/RBME.2022.3181700
14. Zarafshani A. Feasibility Test of Quantitative Assessment of Breast Density Based on Dielectric Impedance Spectroscopy. *JABB.* 2017;2(6):204–210. doi: 10.15406/jabb.2017.02.00047
15. Safronov M., Kuzmin A., Bodin O., Baranov V., Timokhina O., Cheban O. Reducing of Bioimpedance Influence on ECG by Correction Filter in Mobile Heart Monitoring System. *2020 27th Conference of Open Innovations Association (FRUCT)*. Trento, Italy: IEEE, 2020:200–206. doi: 10.23919/FRUCT49677.2020.9211026
16. Korjanevsky A.V. Research electrical impedance tomography system suitable for making in out of factory conditions. *JRE.* 2021;2021(9). doi: 10.30898/1684-1719.2021.9.5

Информация об авторах / Information about the authors

Алексей Валерьевич Медведев

магистрант, Пензенский
государственный университет
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)

E-mail: mdl-studio@yandex.ru

Aleksey V. Medvedev

Master's degree student, Penza State
University (40 Krasnaya street,
Penza, Russia)

Михаил Юрьевич Медведик

кандидат физико-математических наук,
доцент, доцент кафедры математики
и суперкомпьютерного моделирования,
Пензенский государственный
университет (Россия,
г. Пенза, ул. Красная, 40)

E-mail: _medv@mail.ru

Mikhail Yu. Medvedik

Candidate of physical and mathematical
sciences, associate professor, associate
professor of the sub-department
of mathematics and supercomputer
modeling, Penza State University
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов / The authors declare no conflicts of interests.

Поступила в редакцию / Received 18.10.2024

Поступила после рецензирования и доработки / Revised 15.11.2024

Принята к публикации / Accepted 26.11.2024