

Перспективное направление автоматизации выявления врожденных аномалий внутреннего уха

В.И. Попадюк¹, Х.М. Диаб², О.А. Пашчина², А.Е. Михалевич², М. Харири^{1✉}, hariri.mostafa@mail.ru, М.А. Шукурян³, И.М. Кириченко¹

¹ Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы; 117198, Россия, Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6

² Национальный медицинский исследовательский центр оториноларингологии Федерального медико-биологического агентства; 123182, Россия, Москва, Волоколамское шоссе, д. 30, к. 2

³ Ереванский государственный медицинский университет имени Мхитара Гераци; 0025, Армения, Ереван, ул. Корюна, д. 2

Резюме

Введение. По данным Всемирной организации здравоохранения, во всем мире насчитывается около 1,5 млрд людей с нарушением слуха, из которых 430 млн имеют тяжелые нарушения слуховой функции. Потеря слуха поражает 1–2 из каждых 1000 новорожденных. Выявление аномалий внутреннего уха является трудной задачей даже для опытных специалистов.

Цель. Разработать полностью автоматизированную последовательность команд с конвейерной передачей данных для классификации дефектов внутреннего уха и обработка КТ-снимков аномалий внутреннего уха пациентов с использованием данного программного обеспечения.

Материалы и методы. В данном исследовании представлен первый автоматизированный метод классификации врожденных аномалий внутреннего уха. В экспериментальной части разработана трехмерная сеть строения улитки для 346 стандартных и 121 атипичных структур с помощью общей схемы сегментации, обученной исключительно на нормальной анатомии. В ФГБУ НМИЦО оториноларингологии ФМБА России за период с 2018 по 2024 г. проведено обследование 98 пациентов из них было 54 (55,5%) мальчика и 44 (44,5%) девочки в возрасте от 8 мес. до 6 лет (средний возраст 2,5 года) с аномалиями развития внутреннего уха и с тяжелыми нарушениями слуха, которым в последующем проводилась кохлеарная имплантация.

Результаты. Получена обобщенная средняя точность – 77% по 7 различным патологическим подгруппам среди нарушений в сравнении с профессиональным диагнозом отохирурга, специализирующегося на врожденных дефектах внутреннего уха.

Обсуждение. Несмотря на то что автоматическое обнаружение различных типов аномалий внутреннего уха по сути является задачей классификации, из-за отсутствия репрезентативных и разнородных наборов данных, которые точно представляют все разнообразие этих врожденных дефектов развития, приходится использовать параметрический подход (определение ориентиров). Этот метод используется при стандартных данных для получения неявной информации, которая может потенциально обнаружить аномалию в строении неконтролируемым образом.

Выводы. Предложен первый метод автоматического определения врожденных аномалий развития внутреннего уха и продемонстрировано, что применение 3D-информации о форме улитки, извлеченной с помощью модели, обученной исключительно на стандартных структурах, достаточно для классификации дефектов развития, что имеет принципиальное значение для клинического применения.

Ключевые слова: внутреннее ухо, выявление аномалий, кохлеарная имплантация, аномалия развития внутреннего уха, теория глубокого обучения с подкреплением

Для цитирования: Попадюк ВИ, Диаб ХМ, Пашчина ОА, Михалевич АЕ, Харири М, Шукурян МА, Кириченко ИМ. Перспективное направление автоматизации выявления врожденных аномалий внутреннего уха. *Медицинский совет.* 2025;19(7):163–176. <https://doi.org/10.21518/ms2025-116>.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

A promising direction of automating the detection of congenital anomalies of the inner ear

Valentin I. Popadyuk¹, Hassan M. Diab², Olga A. Pashchinina², Anton E. Mikhalevich², Mostafa Hariri^{2✉}, hariri.mostafa@mail.ru, Mikayel A. Shukuryan³, Irina M. Kirichenko¹

¹ RUDN University; 6, Miklukho-Maklai St., Moscow, 117198, Russia

² The National Medical Research Center for Otorhinolaryngology of the Federal Medico-Biological Agency of Russia; 30, Bldg. 2, Volokolamskoe Shosse, Moscow, 123182, Russia

³ Yerevan State Medical University after Mkhitar Herasti; 2, Koryun St., Yerevan, 0025, Armenia

Abstract

Introduction. Hearing loss affects 1 to 2 out of every 1000 newborns. Detecting anomalies in the inner ear is a challenging task even for experienced specialists.

Aim. To develop a fully automated sequence of commands with a pipeline data transfer for the classification of inner ear defects and processing of CT images of inner ear anomalies in patients using this program data.

Materials and methods. This study presents the first automated method for classifying congenital inner ear anomalies. In the experimental part, a 3D cochlear structure network was developed for 346 standard and 121 atypical structures using a common segmentation scheme trained exclusively on normal anatomy. From 2018 to 2024, 98 patients were examined at the Federal State Budgetary Institution of Science, Otolaryngology, Federal Medical and Biological Agency of Russia, including 54 (55.5%) boys and 44 (44.5%) girls aged from 8 months to 6 years (average age 2.5 years) with inner ear developmental anomalies and severe hearing impairments, who subsequently underwent cochlear implantation.

Results. We achieved a generalized average accuracy of 77% across 7 different pathological subgroups of disorders compared to the professional diagnosis of an otolaryngologist specializing in congenital inner ear defects.

Discussion. Although automatic detection of various types of inner ear anomalies is essentially a classification task, the lack of representative and heterogeneous datasets that accurately represent the diversity of these congenital developmental defects necessitates the use of a parametric approach. This method is employed with standard data to extract implicit information that could potentially detect anomalies in a non-controlled manner.

Conclusions. We proposed the first method for the automatic detection of congenital anomalies of the inner ear and demonstrated that the use of 3D information about the shape of the cochlea, extracted using a model trained exclusively on standard structures, is sufficient for classifying developmental defects.

Keywords: inner ear, detection of anomalies, cochlear implantation, anomaly of inner ear development, theory of deep reinforcement learning

For citation: Popadyuk VI, Diab HM, Pashchinina OA, Mikhalevich AE, Hariri M, Shukuryan MA, Kirichenko IM. A promising direction of automating the detection of congenital anomalies of the inner ear. *Meditsinskiy Sovet*. 2025;19(7):163–176. (In Russ.) <https://doi.org/10.21518/ms2025-116>.

Conflict of interest: the authors declare no conflict of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Врожденные аномалии развития внутреннего уха встречаются в 20–30% среди детей с врожденной потерей слуха [1]. В Северной Америке и Европе распространенность двусторонней врожденной потери слуха встречается в 1,33 на 1000 новорожденных, в странах Африки к югу Сахары этот показатель составляет 19 на 1000 младенцев, а в Южной Азии – до 24 на 1000 [2]. Реабилитация выявленной тугоухости и глухоты включает в себя кохлеарную имплантацию (КИ), на которую ежегодно направляются примерно 80 000 детей в возрасте от 1 года до 3 лет [3].

Основой для ранней диагностики врожденных пороков развития внутреннего уха является аудиологическое и рентгенологическое исследование детей, родившихся с нейросенсорной тугоухостью. КИ на сегодняшний день не представляет больших сложностей и состоит из установки корпуса импланта под мягкими тканями височной области с дальнейшим проведением электродной решетки через выполненный хирургический путь (антромастоидотомия с выполнением задней тимпанотомии) до тимпанальной лестницы улитки. Конечное расположение электродной решетки импланта имеет решающее значение для последующей слухоречевой реабилитации пациента [4].

Случаи врожденных аномалий внутреннего уха создают большое количество проблем во время КИ, требующие от хирурга их четкого выявления и изменения хирургической тактики по ходу операции. Современные программы для диагностической визуализации височной кости доступны только для строения без патологии. Обнаружение и идентификация аномалий развития с помощью стандартных методов визуализации являются сложной задачей даже для опытных врачей. Выявление и классификация типа аномалии развития – нетривиальная задача, учитывая сложность строения и большие анатомические различия между нарушениями. Некоторые последние

исследования определили несколько категорий для этих пороков развития, описанных в работе L. Sennaroğlu и M.D. Bajin в 2017 г. [5], которая является одной из самых популярных работ, используемых для классификации врожденных аномалий развития внутреннего уха.

В работах A.E. Dhanasingh 2021 г., 2022 г. была описана тактика по выявлению врожденных дефектов развития внутреннего уха для специалистов, основанная на визуальном исследовании КТ с использованием явных измерений и врожденной способности человека к распознаванию образов [6, 7]. Данная тактика основана на визуализации улитки в двух определенных плоскостях (наклонно-фронтальная и сагиттальная) и учетывании трех факторов: расстояния между улитками А и Б, определенные как количество поворотов улитки, и визуальный анализ, основанный на оценке сходства с различными объектами. Эта тактика предоставляет врачам эмпирические правила по выявлению этих аномалий развития на основе признаков, созданных вручную [8].

В работе P.L. Diez 2022 г. представлен первый автоматизированный подход к выявлению врожденных аномалий развития внутреннего уха. В этом методе использовали нейронную сеть с моделью глубокого обучения с подкреплением (ГОП), обученную для локализации ориентиров исключительно в стандартной анатомии, чтобы получить 2 измерения аномалий. Первое было основано на изменчивости прогнозируемого расположения ориентиров в пространстве, сформированном моделью стандартных опознавательных точек с использованием выравнивания формы по Прокрусту (форма статистического анализа форм, используемая для анализа распределения набора фигур) и метода анализа главных компонентов. Второе измерение основано на распределении прогнозируемых значений Q-модели для последних 10 состояний перед локализацией ориентиров с использованием 3D-сверточного автокодировщика (САК),

который извлекал особенности структурных изображений на 3D-моделях улиток [9, 10].

Недавняя работа S. Sajid 2019 г. об устройстве средств самообучения позволила разработать автоматизированный анализ медицинских снимков, который обеспечивает высокий уровень функционирования при обнаружении дефектных анатомических образований и других типов анатомических нарушений [11–13] на основе неконтролируемого обнаружения аномалий (НОА) на снимках. Несмотря на выдающуюся технологичность, методы, основанные на контролируемом обучении, имеют главный недостаток: они требуют большого количества классифицированных данных, которые точно представляют спектр возможных аномалий. Эти наборы данных редко встречаются и дорого обходятся, особенно для такого малораспространенного заболевания, как врожденная аномалия внутреннего уха. Более того, очень трудно предсказать, как эти контролируемые модели поведут себя с новыми неклассифицированными данными. В последнее время внедрили несколько подходов к глубокому обучению, направленного на улучшение НОА. Эти новые методы НОА, основывающиеся на глубоком изучении, напоминают клинический подход к исследованию изображений и могут обнаруживать дефекты без предварительных знаний о их внешнем виде (классификации).

Исторически НОА основывалось на статистических моделях [14], технике нераспространения [15], поиске по содержимому или группированию [16]. В настоящее время для НОА тестируются новые методы подробного обучения. Большинство способов НОА основаны на привлечении системы автокодирования. Основной концепцией является изучение косвенной и сгенерированной реализации определенного типа изображения в стандартном образце, а также использования разницы между исходным изображением и изображением, созданным воспроизводящим фрагментом программы, для оценки вероятности дефекта в этом образце. Различные версии САК [17–20] и вариационных автокодировщиков [21–23] были протестированы для НОА на медицинских изображениях. Аналогичным образом для этой цели также применялись различные способы, основанные на использовании нейронной сети [24–27], автокодировщики с трансформерами [28], промежуточными программами-посредниками [29] и диффузионными моделями [30, 31]. Наконец, способы, основанные на прерывании образа, представленные

в некоторых работах [32, 33], также использовались для НОА на медицинских изображениях.

На сегодняшний день контролируемое глубокое изучение с системой показателей является отраслью, представляющей значительный интерес, обусловленный чрезвычайной действенностью в области кластерного анализа и сортировки патологий. Большинство из этих подходов полностью наблюдаемы и используют контрольные сигналы, которые моделируют обучение, создавая кортежи размеченных наборов данных для обучения. Затем эти кортежи используются для улучшения внутриклассового статистического отклонения различных образцов в скрытом пространстве, как это было сделано в основном для 2D-изображений и 2D-представления 3D-изображений.

Данная статья представляет из себя продолжение работы коллектива авторов по обработке компьютеризированных медицинских изображений при помощи компьютера с нейронной сетью. Было решено использовать структуру мультимодального изучения представлений данных для выявления отклонений в искусственно созданных аномалиях, так и в клинических изображениях врожденных мальформаций внутреннего уха.

Цель – разработать полностью автоматизированную последовательность команд с конвейерной передачей данных для классификации дефектов внутреннего уха и обработка КТ-снимков аномалий внутреннего уха пациентов с использованием данного программного обеспечения.

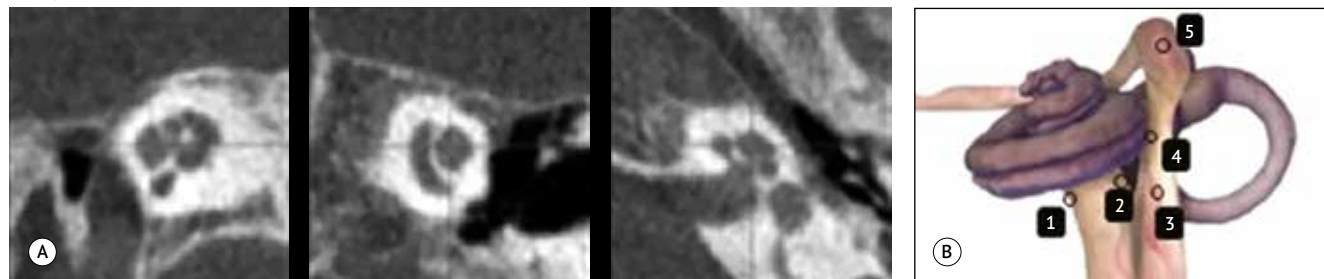
МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Экспериментальная часть

В этом исследовании для оценки различных методов использовались 2 набора данных: искусственный и клинический.

Искусственный набор данных состоял из клинических КТ-снимков пациентов с нормальным строением внутреннего уха. Этот набор данных состоит из изображений с различных компьютерных томографов, которые были обрезаны до стандартного вида и ориентации области наблюдения (ОН) $32,1^3 \text{ мм}^3$ с использованием программного обеспечения «Nautilus» [34] и их предполагаемой ориентации. Эти изображения были маркированы 5 анатомическими точками, которые представляли интерес для характеристики нервов внутреннего слухового прохода [35–38], пример которых показан на *рис. 1*.

- **Рисунок 1.** Пример КТ из искусственного набора данных с ОН $32,1^3 \text{ мм}^3$ и с шагом 0,2 мм
- **Figure 1.** An example of a CT scan from an artificial dataset with an ОН of 32.1^3 mm^3 and a 0.2 mm pitch



Примечание. 1, 2 – противоположные стороны костного канала улиткового нерва в аксиальной проекции; 3 – лицевой нерв (ЛН), выходящий из внутреннего слухового прохода; 4 – ближайшая точка к ЛН и улитке; 5 – колечный узел ЛН. Рисунки отредактированы по методике P. Trier (2008) [36].

Второй набор данных (клинический) состоял из анатомически нормальных КТ-снимков из источников разного рода и КТ-снимков внутреннего уха, на которых представлены различные типы аномалий развития внутреннего уха. Извлечение ОН для этого набора данных было выполнено с использованием принципа, описанного A.T. Radutoiu в 2022 г. [39], пользуясь анатомическими объектами, которые не были задействованы в анатомической области исследования, чтобы обеспечить стандартизованную и надежную ориентацию изображения независимо от внешнего вида области внутреннего уха. Для этого набора данных была выбрана большая ОН – 80^3 мм³, чтобы вместить все анатомические точки, представляющие интерес для проведения КИ. Для этого набора данных, как показано на *рис. 2*, были тщательно разработаны 12 анатомически релевантных ориентиров в случайно выбранной подгруппе из КТ-изображений с анатомически нормальными случаями.

Поскольку КТ-изображения в этой области сложны, а изображения берут начало в разных источниках, мы используем некурируемый подход, основанный исключительно на 3D-фигуре структуры улитки, полученной с помощью 3D-UNET (один из типов сверточной нейронной сети), обученного нормальному строению для разделения улитки на сегменты. Затем мы внедряем совершенно неконтролируемый подход, означающий, что модель глубокого обучения обучается с нуля. Обучение с подкреплением – вычислительный метод для изучения оптимальной стратегии путем взаимодействия с окружающей средой. Для получения окончательного скрытого пространства, используемого для классификации, не требуется никаких текстовых данных, основанных на «DeepDiffusion», чтобы сопоставить эти формы с наилучшим представлением скрытого пространства. Наш подход с глубоким количественным познанием сочетает метрику для сравнения сигналов во множественности проявлений с обучением представлениям кодировщика.

Наш набор данных включал всего 487 клинических КТ-изображений, состоящих из 346 нормальных и 121 снимка с различными видами дефектов внутреннего уха. На *рис. 3* показано количество сканирований внутреннего уха для каждого вида нарушений. Мы использовали метод выделения области интереса (ОИ), включающий в себя выбор анатомических точек зрительной привязки, которые не являются частью области внутреннего уха, для достижения нормативной и устойчивой к сбоям ориентации изображения. С целью обеспечения целостности, мы провели повторную пробу всех изображений с интервалом 0,125 мм и нормализовали их

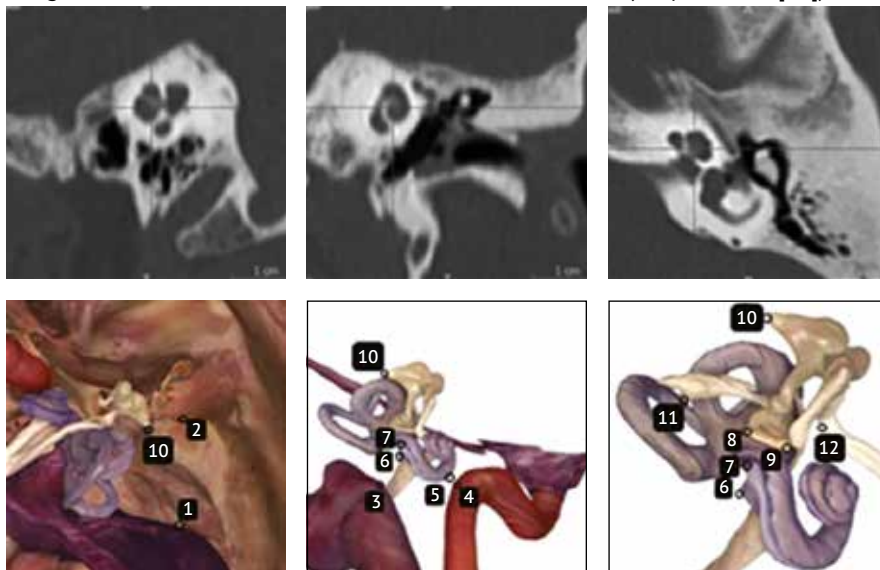
интенсивность, масштабируя 5-й и 95-й процентиля распределения интенсивности для каждого изображения до 0 и 1 соответственно. На *рис. 3* также показано распределение данных, использованное для обучения нашей модели. Мы решили использовать около 50% наших случаев с нарушениями и подавляющее большинство нормальных случаев – 86% для обучения. Были исследованы и другие конфигурации, в которых для изучения использовались только стандартные случаи, однако, было показано, что это может работать для обнаружения аномалий, но не для дальнейшей классификации различных типов пороков развития.

Цель была в том, чтобы найти оцифрованную форму, отражающую анатомию улитки пациента. Мы решили заострить внимание на строении улитки, т. к. это основная структура, представляющая интерес при попытке определить дефект внутреннего уха. Для получения трехмерной декомпозиции этой структуры мы используем 3D-UNET, представленный в работе S. Sajid et al. [11], обученную исключительно нормальной анатомии (130 изображений с различного оборудования для визуализации) и построенную с использованием MONAI [13]. Хотя для обучения не использовались анатомические данные с нарушениями, учитывая большой контраст между мягкими тканями структуры улитки и костной структурой, которая ее окружает, модель по-прежнему хорошо выделяет аномальные случаи. Это можно увидеть на *рис. 4*, где показан пример каждого из типов развития, использованных в этом исследовании, и анатомически нормальный случай. Для создания трехмерных сеток была выбрана связанная компонента.

Общий набросок нашего канала конвейерной передачи данных показан на *рис. 5*. Каждая трехмерная сетка, полученная из снимков КТ, затем преобразована во

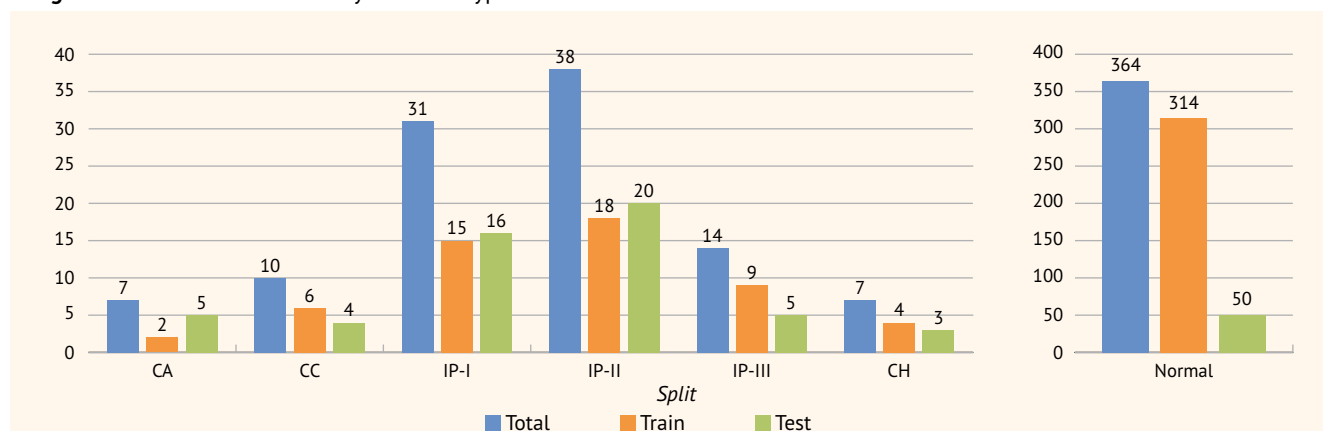
● **Рисунок 2.** Набор клинических данных по КТ-снимкам внутреннего уха (адаптирован по [36])

● **Figure 2.** A set of clinical data on CT scans of the inner ear (adapted from [36])



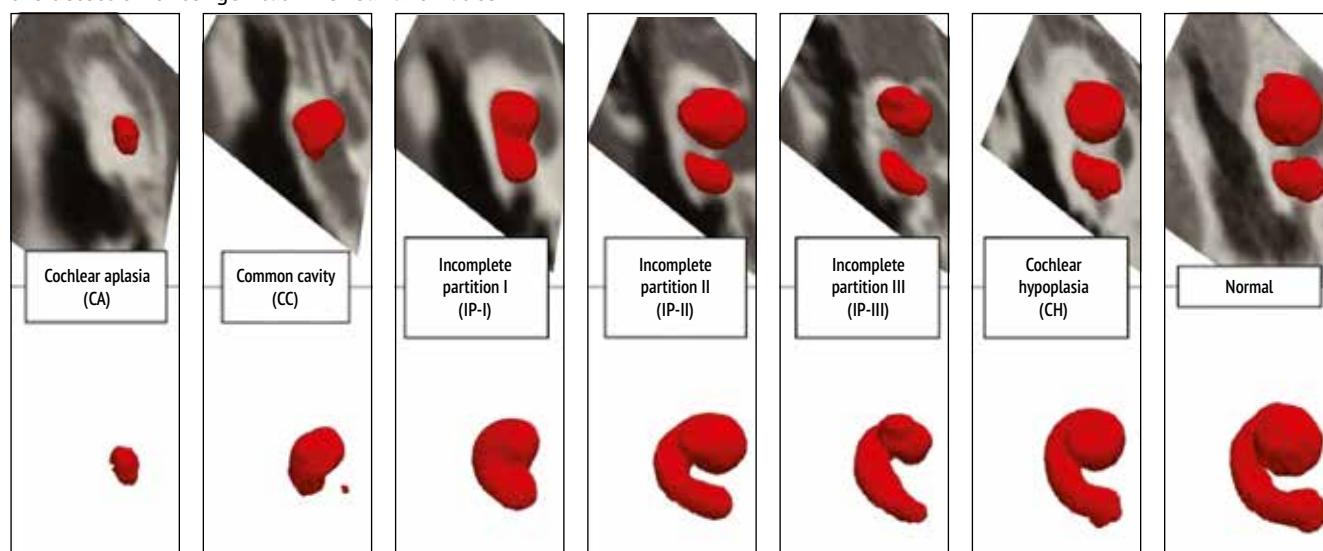
Примечание. Вверху: пример КТ-изображения из набора клинических данных с ОН 80^3 мм³ и с шагом 0,15 мм. Внизу: набор ориентиров B: 1 – сигмовидный синус (ближайшая точка к наружному слуховому проходу); 2 – наружный слуховой проход (ближайшая точка к сигмовидному синусу); 3 – луковица яремной вены (ближайшая точка к окну улитки); 4 – сонная артерия (ближайшая точка у базального завитка улитки); 5 – базальный завиток улитки (ближайшая точка к луковице яремной вены); 6, 7 – передний и задний края окна улитки; 8, 9 – передняя и задняя ножки стремени; 10 – короткий отросток наковальни; 11 – пирамидальный отросток; 12 – улитковый отросток.

- **Рисунок 3.** Распределение случаев по различным типам аномалий развития внутреннего уха
- **Figure 3.** Distribution of cases by different types of inner ear malformations



Примечание. CA (cochlear aplasia) – аплазия улитки (АУ); CC (common cavity) – общая полость (ОП); IP-I, IP-II, IP-III (incomplete partition I, II and III type) – неполное разделение I, II и III типов (HP-I, HP-II, HP-III); CH (cochlear hypoplasia) – гипоплазия улитки (ГУ) и нормальная (normal).

- **Рисунок 4.** Сегментационная сетка 3D-UNET одного примера из каждого типа анатомии улитки, использованного в исследовании по автоматизации выявления врожденных аномалий внутреннего уха
- **Figure 4.** The segmentation grid 3D-UNET of one example from each type of cochlear anatomy used in a study to automate the detection of congenital inner ear anomalies



Примечание. В верхнем ряду показана 3D-сетка с исходным изображением КТ; в нижнем ряду показана исключительно 3D-сетка. CA (cochlear aplasia) – аплазия улитки (АУ); CC (common cavity) – общая полость (ОП); IP-I, IP-II, IP-III (incomplete partition I, II and III type) – неполное разделение I, II и III типов (HP-I, HP-II, HP-III); CH (cochlear hypoplasia) – гипоплазия улитки (ГУ) и нормальная (normal).

множество точек (1024) с помощью метода Охбучи. Затем каждая фигура нормируется путем выравнивания по центру ее исходной точки в центре тяжести и заключения фигуры в единичную сферу, в результате чего получается форма множества точек (S).

Перед передачей формы S в кодировщик форма расширяется в форму S^{*} с вероятностью 0,8. Это увеличение состоит из беспорядочного вращения с U (–5°, 5°), анизотропного выбора масштаба, выбранного из U (0,8, 1), и сдвига фрагмента изображения и смещения по каждой оси, выбранного из U (0,2, 0,2) для обоих действий.

Для нашего кодировщика мы использовали структуру PointNet [40], которая принимает 1024 трехмерных точки в качестве входных данных, применяет преобразования входных данных и объектов, а затем объединяет точечные особенности путем подвыборки с определением максимального значения в объект размерности 1024, который

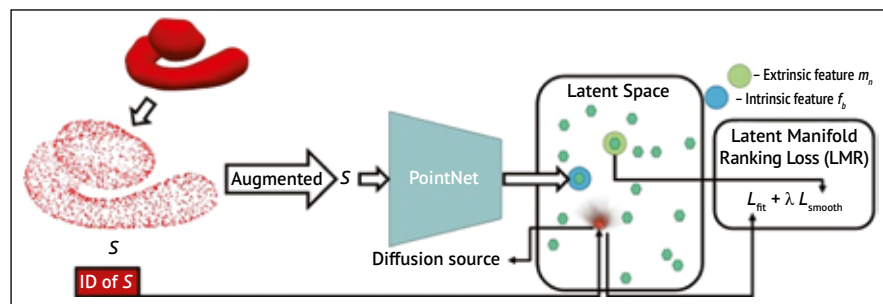
затем сжимается в размерность 245 с помощью двух наборов сверточных слоев. Сеть была обучена с помощью наиболее быстрого спуска мини-батча (8 размер) с использованием Adam optimizer со скоростью обучения 10-8. Процедура DD реализована в Tensor Flow [41], а модели обучаются на геометрическом процессоре ноутбука NVIDIA GeForce RTX 3070 объемом 8 ГБ.

Мы оценивали эффективность классификации нашего канала конвейерной передачи данных, анализируя вложения, созданные обученным кодировщиком. Для визуализации проекции признаков теста в 2D мы используем U-MAP, эту проекцию можно наблюдать на рис. 6, где можно увидеть, как различные классы собираются вместе.

Кроме того, очень интересно отметить, как представление скрытого пространства отображает структурные изменения анатомии, где более критические типы нарушений развития (аплазия улитки и неполное разделение общей

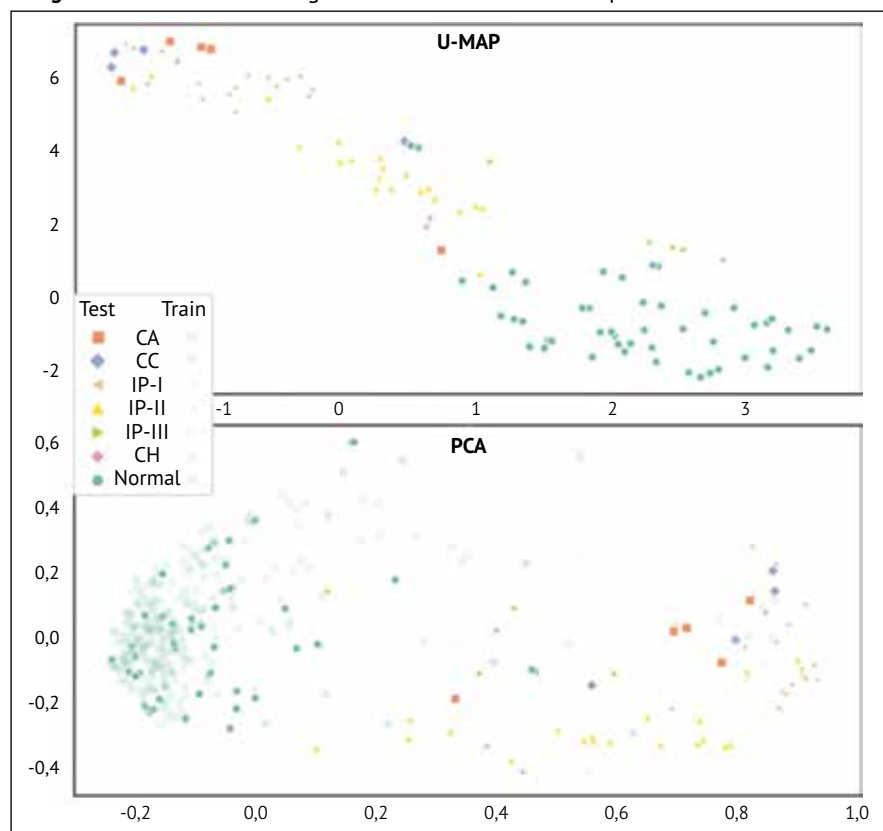
● **Рисунок 5.** Эскиз «DeepDiffusion», используемый для представления скрытого пространства трехмерных сеток улитки

● **Figure 5.** A “DeepDiffusion” sketch used to represent the hidden space of three-dimensional cochlea meshes



● **Рисунок 6.** Тестовые признаки с использованием UMAP в 2D-пространстве

● **Figure 6.** Test features using UMAP in two-dimensional space



Примечание. Вверху отображение тестовых признаков с помощью U-MAP. Внизу тестовые и обучающие признаки, спроецированные в 2D-пространстве метода главных компонент обучающих выборок.

полости) наиболее отличаются от стандартного строения улитки. Переход между различными классами, показанный в скрытом пространстве, как следует отражает патологические изменения в этой анатомии. Мы также включили на *рис. 6* проекцию фигур, спроецированных в 2D-пространстве метода главных компонент, определенном обучающим набором (как с обучающим, так и с тестовым наборами). Поэтому мы показываем не только группировку в этом пространстве, но и похожее распределение различных классов в обоих наборах среди проекции метода главных компонент. Для дальнейшего анализа производительности мы вычисляем некоторые оценочные показатели, основанные на попарном косинусном расстоянии между выборками, которые можно увидеть на *рис. 7*.

Средняя кривая ошибки и кривая точности для каждой из групп представлены на *рис. 7 A, B*. Для их вычисления каждый тестовый вектор признаков f_b считается как центр тяжести $kNN(f_b)$, состоящий из k ближайших объектов с других изображений, используя попарное косинусное расстояние. Мы заменяем k до тех пор, пока все признаки из соответствующей группы не окажутся в пределах кластера, и считаем точность и частоту ложных распознаваний сигнала на различных этапах отклика модели. Показанные результаты являются средними для каждой группы в целом. С помощью той же методики были получены различные метрики оценки, показанные в *табл. 1*.

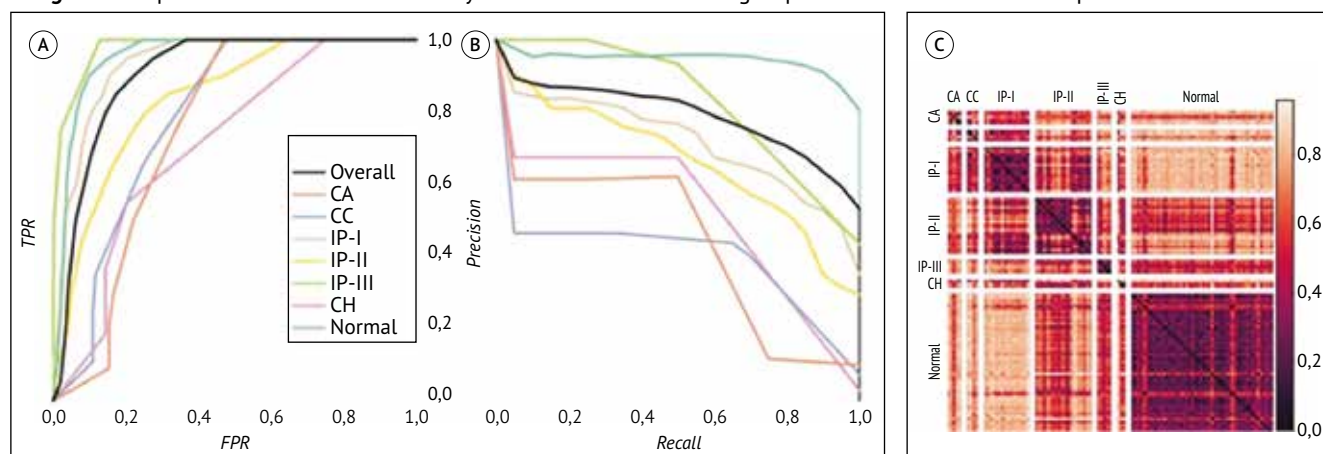
Эти показатели включают пространство под кривой результатов, показанных на *рис. 7 A и B*, как для средней кривой, так и для оптимальной для каждого класса. К тому же, максимальная и средняя точность были рассчитаны вместе с максимальным показателем $f1$, поскольку наш ряд данных довольно асимметричный, и эти показатели потенциально могут дать лучшее представление о полученной производительности. Наконец, средняя разрядность также включена в таблицу вместе с наивыгоднейшей для каждой группы. Лучшее или максимальное значение каждой метрики соответствует моменту, когда наилучший набор данных в рамках нашего распределения тестовых признаков определяется как среднее значение для собственного класса, а средние значения являются средними по всем выборкам. Мы можем наблюдать, как непостоянство полу-

чается для классов, содержащих несколько примеров, как и ожидалось, учитывая характер и распределение нашего набора данных.

Клиническая часть

С 2018 г. совместно с университетом Дании в рамках научной работы выполнялась разработка программы анализа до- и послеоперационных КТ для автоматического определения типа аномалии на предоперационном этапе, оптимизации положения электродной решетки в улитке. На базе научно-клинического отдела патологии уха и основания черепа, а также научно-клинического отдела лучевой диагностики ФГБУ НМИЦО ФМБА России за отчетный период с 2018 по 2024 г. проведено

- **Рисунок 7.** Графики оценки кривой ошибки и кривой точности для каждой группы аномалий развития внутреннего уха
- **Figure 7.** Graphs of error curve and accuracy curve estimates for each group of anomalies in the development of the inner ear



Примечание. А) Средняя кривая ошибок для каждого набора; В) средний график компромисса между точностью и отзывом для разных групп; С) попарное косинусное расстояние между вмещением, используемое для оценки быстрой действия. CA (cochlear aplasia) – аплазия улитки (АУ); CC (common cavity) – общая полость (ОП); IP-I, IP-II, IP-III (incomplete partition I, II and III type) – неполное разделение I, II и III типов (HP-I, HP-II, HP-III); CH (cochlear hypoplasia) – гипоплазия улитки (ГУ) и нормальная (normal).

- **Таблица 1.** Показатели средней кривой ошибки и кривой точности
- **Table 1.** Indicators of the average error curve and the accuracy curve

Тип аномалии внутреннего уха	АУ	ОП	HP-I	HP-II	HP-III	ГУ	Норма	Средняя ошибка
Макс точность	0,98	0,96	0,92	0,96	0,98	0,99	0,91	0,93
Сред. точность	0,73 ± 0,25	0,77 ± 0,26	0,87 ± 0,03	0,77 ± 0,08	0,96 ± 0,03	0,69 ± 0,01	0,75 ± 0,05	0,78 ± 0,12
Макс кривая ошибки	0,99	0,99	0,98	0,96	0,99	0,98	0,99	0,99
Сред. кривая ошибки	0,75 ± 0,25	0,79 ± 0,25	0,94 ± 0,04	0,84 ± 0,10	0,98 ± 0,02	0,71 ± 0,08	0,95 ± 0,09	0,91 ± 0,13
Макс разрядность	0,75	0,70	0,87	0,88	0,92	0,51	0,99	0,91
Сред. разрядность	0,41 ± 0,42	0,38 ± 0,33	0,70 ± 0,23	0,65 ± 0,32	0,82 ± 0,25	0,5 ± 0,42	0,94 ± 0,12	0,77 ± 0,29
Макс f1 показатель	0,67	0,57	0,67	0,88	0,86	0,67	0,91	0,75
Макс площадь под кривой	0,63	0,80	0,84	0,85	0,91	0,71	0,95	0,88
Сред. площадь под кривой	0,40 ± 0,26	0,37 ± 0,25	0,67 ± 0,04	0,62 ± 0,11	0,78 ± 0,02	0,48 ± 0,08	0,90 ± 0,10	0,74 ± 0,24

Примечание. АУ – аплазия улитки; ОП – общая полость; HP-I, HP-II, HP-III – неполное разделение I, II и III типов; ГУ – гипоплазия улитки.

обследование 98 пациентов, из них было 54 (55,5%) мальчика и 44 (44,5%) девочки в возрасте от 8 мес. до 6 лет (средний возраст 2,5 года) с аномалиями развития внутреннего уха и с тяжелыми нарушениями слуха, которым в последующем проводилась КИ.

Обследование включало проведение углубленного аудиологического анализа (ОАЭ, КСВП), осмотр отоларинголога, лучевые методы исследования, а также консультации врачей смежных специальностей при необходимости. Согласно техническому заданию, за отчетный период проводился анализ топографо-анатомических особенностей височной кости по данным лучевых методов исследования.

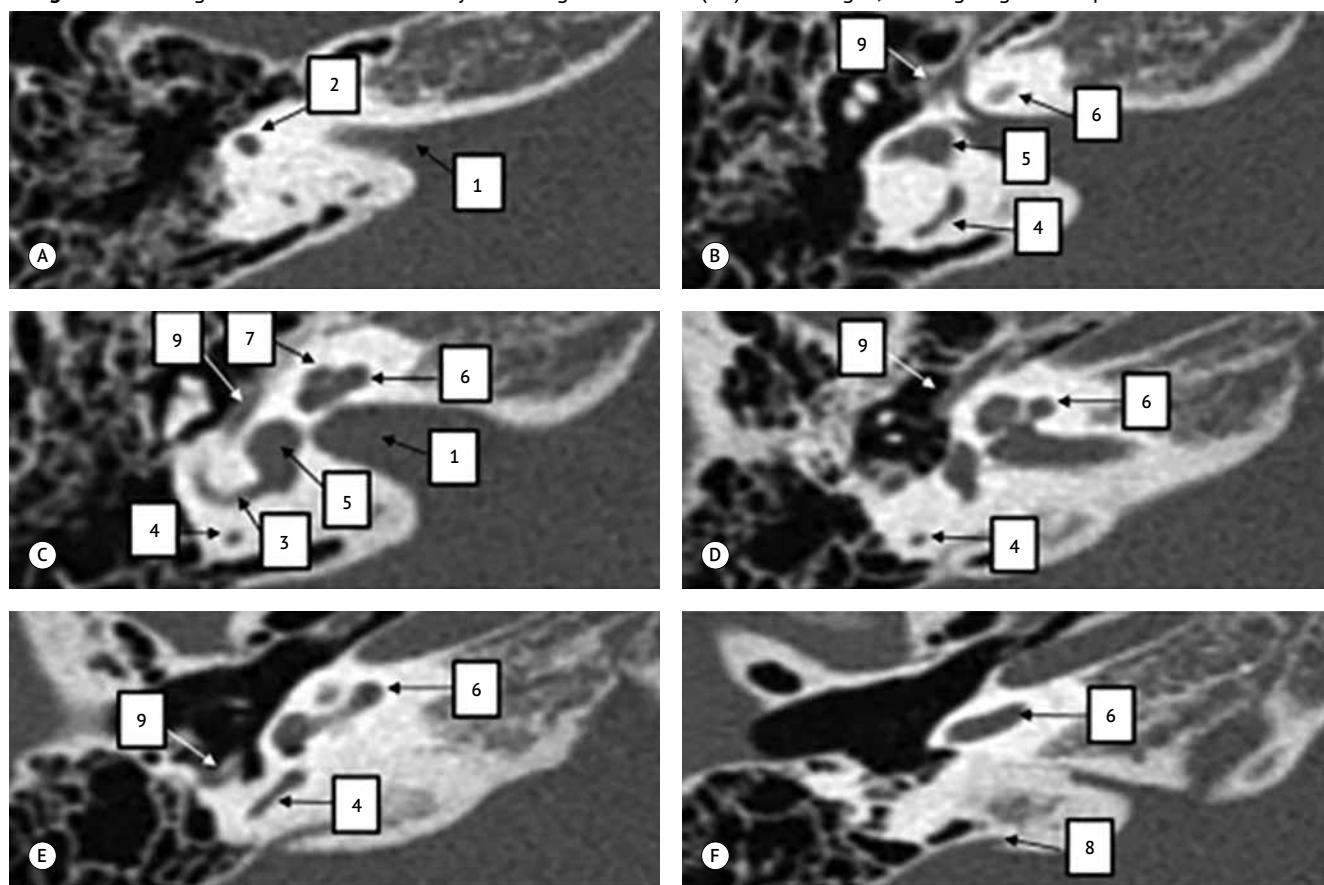
Изучение топографо-анатомических особенностей по данным лучевых методов исследования дает более ясную картину в прогнозировании результатов будущего оперативного вмешательства, что особенно важно для родителей маленьких пациентов, для которых необходимо понимание возможных результатов имплантации, возможных альтернативных хирургических решений и связанных с этим возможных рисков осложнений.

Анализировались структуры височной кости и смежных с ней структур. Внимательному изучению подвергались: внутренний слуховой проход, верхний полукружный канал, задний полукружный канал, горизонтальный полукружный канал, преддверие, завитки улитки, кохлеарная апертюра, водопроводы улитки и преддверия, ход лицевого нерва.

Для примера ниже представлены нормальные анатомические структуры височной кости и выявленные аномалии развития улитки (рис. 8).

Как видно из табл. 2, большую часть составили пациенты с неполным разделением улитки I типа (кистозная кохлеовестибулярная мальформация) и II типа (аномалия Мондини) – 24,5 и 23,5% случаев соответственно. Следующие по частоте встречаемости были неполное разделение улитки III типа – 13,3% случаев, общая полость улитки и преддверия – 9,2% случаев и гипоплазия улитки IV типа – 9,2% случаев. Реже встречались аномалии в виде гипоплазии улитки II типа – 7,1% случаев; гипоплазии улитки III типа – 5,1% случаев, расширения

- **Рисунок 8.** КТ-изображения нормальной анатомии правого внутреннего уха: (a-f) аксиальные изображения
- **Figure 8.** CT images of the normal anatomy of the right inner ear: (a-f) axial images, series going from top to bottom



Примечание. Аксиальные изображения, серии идут сверху вниз. 1 – внутренний слуховой проход (ВСП); 2 – верхний полукружный канал (ВПК); 3 – латеральный ПК; 4 – задний ПК; 5 – преддверие; 6 – базальный завиток улитки; 7 – апикальный завиток улитки; 8 – водопровод преддверия; 9 – лицевой нерв.

- **Таблица 2.** Путь введения электродной решетки кохлеарного импланта в зависимости от типа аномалии
- **Table 2.** The route of insertion of the cochlear implant electrode array, depending on the type of anomaly

Тип аномалии внутреннего уха	Количество пациентов, абс. (%)	Количество совпадений определения аномалии, хирург. / автоматич.	Тип и путь введения электрода
Неполное разделение улитки I типа (рис. 9)	24 (24,5%)	24 / 19	Прямой электрод, через круглое окно
Неполное разделение улитки II (аномалия Мондини) (рис. 10)	23 (23,5 %)	23 / 20	Прямой электрод, через круглое окно
Неполное разделение III типа (рис. 11)	13 (13,3%)	13 / 11	Прямой электрод, через круглое окно
Общая полость улитки и преддверия (рис. 12)	9 (9,2%)	9 / 7	Через стому «С» образной формы на ГПК. Прямой укороченный электрод
Гипоплазия улитки IV типа (рис. 13)	9 (9,2%)	9 / 8	Прямой укороченный электрод, через круглое окно
Гипоплазия улитки II типа (рис. 14)	7 (7,1%)	7 / 5	Прямой укороченный электрод, через круглое окно
Гипоплазия улитки III типа	5 (5,1%)	5 / 4	Прямой укороченный электрод, через круглое окно
Расширенный водопровод преддверия (рис. 15)	4 (4,1%)	4 / 0	Прямой электрод, через круглое окно
Гипоплазия кохлеарной апертуры	3 (3,0%)	3 / 2	Прямой электрод, через круглое окно
Гипоплазия улитки I типа	1 (1,0%)	1 / 0	Прямой укороченный электрод, через круглое окно

водопровода преддверия – 4,1% случаев, гипоплазии кохлеарной апертуры – 3,0% случаев. Самой редкой аномалией была гипоплазия улитки I типа, выявленная всего у одного пациента (1,0%) из группы исследуемых. При сравнении полученных результатов автоматического определения аномалии по загруженным КТ-данным и результатов заключений отохирурга, специализирующегося на врожденных дефектах внутреннего уха, мы получили обобщенную среднюю точность – 77% по 7 различным патологическим подгруппам.

Неполное разделение улитки I типа (24,5% в нашем наблюдении) также известно, как кистозная кохлеовестибулярная мальформация, при которой улитка не имела костного модиолуса (выявлялась пустая кистозная улитка) с четким разделением между улиткой и преддверием (рис. 9). Внешние размеры (высота и длина) улитки при этой патологии были близки к нормальным. Преддверие при этом расширено, без изменения водопровода преддверия. Все пациенты имели нарушение слуха – сенсоневральную тугоухость IV степени. В данной ситуации КИ проводилась через окно улитки с использованием прямого электрода.

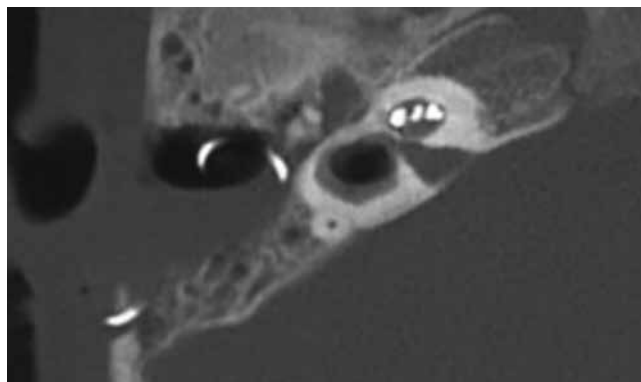
В группе неполного разделения улитки II типа (23,5% в нашем наблюдении) улитка состояла из 1,5 завитков; апикальный и средний обороты улитки не дифференцировались и образовывали кистозную вершину, при этом размер улитки в большинстве случаев оставался в пределах нормы. Апикальная часть улитки из-за отсутствия костного стержня и межлестничных перегородок на КТ выглядела в виде кисты. Кохлеарный нерв был сохранен. Преддверие нормальное, тогда как вестибулярный водопровод всегда был расширен. Пациенты с данным видом аномалии, учитывая особенности эмбрионального развития (задержка происходит на 7-й нед.), в раннем детстве имели нормальный слух, а необходимость в КИ возникала постепенно с прогрессированием тугоухости. Поскольку базальный завиток улитки нормальный, во время операции таким пациентам КИ проводилась через окно улитки с использованием прямого электрода с герметичной тампонадой кохлеостомы аутоотканями (рис. 10).

Неполное разделение улитки III типа (13,3% в нашем наблюдении) – аномалия, при которой улитка имела нормальные внешние размеры и деление на завитки, но модиолус при этом полностью отсутствовал (рис. 11). При КТ определялся бульбообразный внутренний слуховой проход, неполное разделение улитки и внутреннего слухового прохода, улитка была нормальных размеров, локализовалась прямо на латеральном конце внутреннего слухового прохода, а не в переднебоковой порции. Выявлялось истончение капсулы улитки в сравнении с нормой, истончение энхондрального и периостального слоев, с более или менее нормально выраженным эндостальным слоем. Тугоухость у пациентов развивалась с рождения. Во время установки электродной решетки через окно улитки с использованием прямого электрода наблюдалась обильная отоликворея, остановка которой требовала более герметичной тампонады окна улитки аутоотканями вокруг электродной решетки.

Общая полость улитки и преддверия (9,2% в нашем наблюдении) выявляла единое пространство между улиткой и преддверием без сохранения анатомии, при этом образуемая полость имела округлую или овальную форму (рис. 12). На компьютерной томографии визуализировалась кистозная полость, образованная улиткой и преддверием, при этом отсутствовало разделение между ними. Пациенты имели врожденное нарушение слуха и глухоту. Кохлеарная имплантация проводилась через стому.

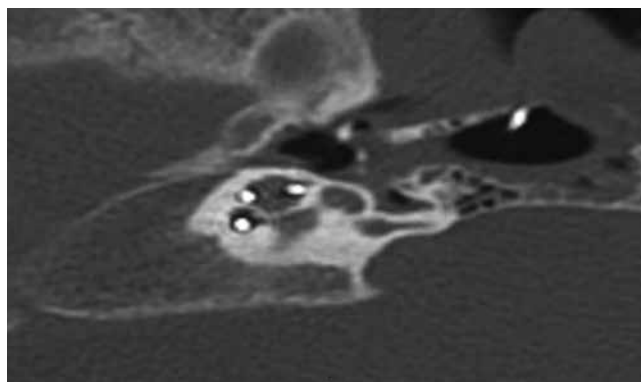
● **Рисунок 9.** КТ-изображения КИ с неполным разделением улитки I типа

● **Figure 9.** CT images of CI with incomplete partition I type of cochlea



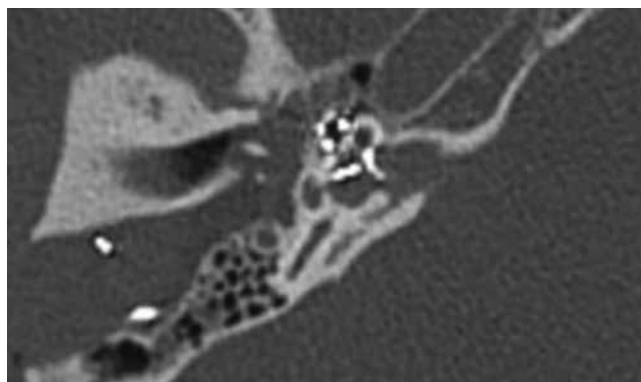
● **Рисунок 10.** КТ-изображения КИ с неполным разделением улитки II типа

● **Figure 10.** CT images of CI with incomplete partition II type of cochlea



● **Рисунок 11.** КТ-изображения КИ с неполным разделением улитки III типа

● **Figure 11.** CT images of CI with incomplete partition III type of cochlea

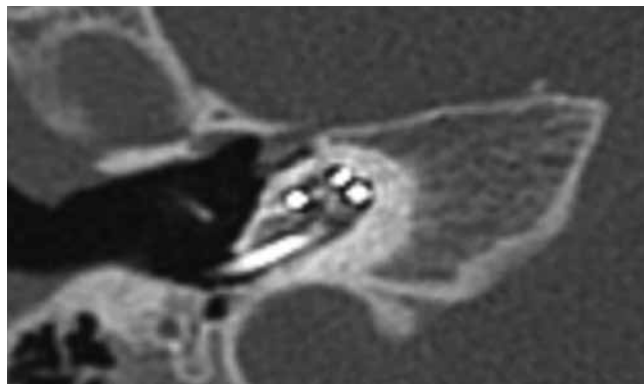


«С-образной» формы на горизонтальный полукружный канал с использованием прямого укороченного электрода с тампонадой стомы аутоотканями.

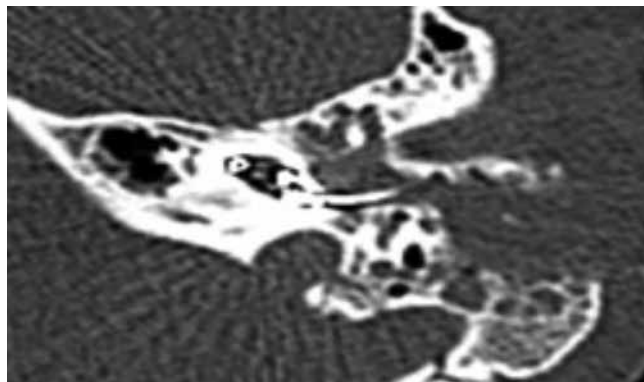
Гипоплазия улитки IV типа (9,2% в нашем наблюдении) встречалась так же, как и общая полость (рис. 13). При исследовании пациентов у них выявлялась улитка, уменьшенная в размерах за счет гипоплазии второго и апикального завитков, которые были смещены кпереди, базальный завиток имел нормальный размер. Прогрессирующая тяжелая тугоухость у пациентов отмечалась с раннего детства (остановка развития между 10-й и 20-й нед.). В связи с неэффективностью использования слуховых аппаратов у пациентов с сохраненным кохлеарным нервом проводилась кохлеарная имплантация с использованием прямого укороченного электрода через окно улитки.

Реже встречалась аномалия в виде гипоплазии улитки II типа – 7,1% и гипоплазия улитки III типа – 5,1% случаев в наших наблюдениях. У пациентов с гипоплазией II типа улитка была практически нормальных размеров (иногда похожей на мешок), но с нечетко выраженным модиолусом и межлестничными перегородками, у некоторых дополнительно выявлялись изменения преддверия и самого водопровода (рис. 14). Тугоухость у пациентов была врожденная и КИ проводилась при условии сохранения кохлеарного нерва с установкой прямого укороченного электрода через окно улитки.

- **Рисунок 12.** КТ-изображения КИ с общей полости
- **Figure 12.** CT images of CI with common cavity



- **Рисунок 14.** КТ-изображения КИ с гипоплазией улитки II типа
- **Figure 14.** CT images of CI with hypoplasia II type of cochlea

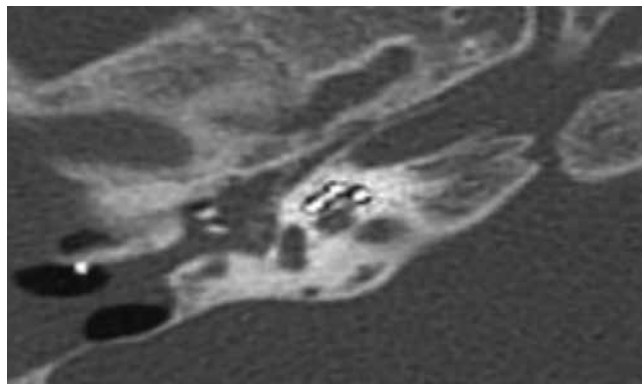


У пациентов с гипоплазией улитки III типа, улитка уменьшена в размерах с уменьшением количества завитков (менее 2) и имело место укорочение модиолуса. У пациентов выявлялись гипоплазия преддверия и полукружных каналов. Пациенты имели врожденную тугоухость и глухоту (остановка в развитии на 6–8-й нед. развития). Кохлеарная имплантация проводилась при условии сохранения кохлеарного нерва, также с использованием прямого укороченного электрода через окно улитки.

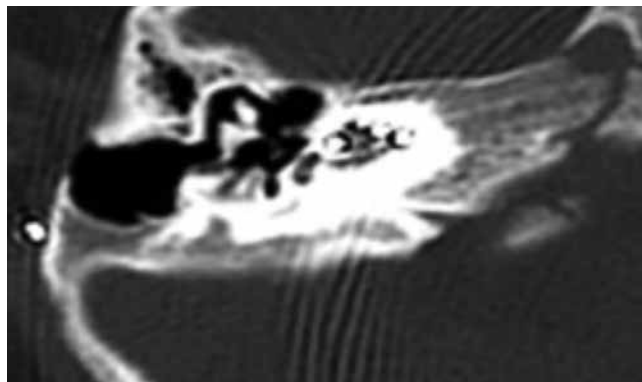
Расширение водопровода преддверия выявлено в нашем исследовании у 4,1% случаев. При данной аномалии улитка и полукружные каналы имели обычные размеры с небольшим расширением преддверия (рис. 15). Снижение слуха у части пациентов имело место с рождения, в некоторых случаях позднее, маскируясь под другие заболевания с кондуктивной тугоухостью. Кохлеарная имплантация проводилась через окно улитки прямым стандартным электродом с тампонадой аутоотканями вокруг электрода.

Значительно реже выявлялась гипоплазия кохлеарной апертуры – в 3,0% случаев. При этом преддверие и полукружные каналы либо были нормальными, либо расширенными, либо гипопластичными. Снижение слуха у пациентов характеризовалось прогрессирующим снижением вплоть до IV степени. Кохлеарная имплантация проводилась с использованием стандартной прямой электродной решетки через окно улитки.

- **Рисунок 13.** КТ-изображения КИ с гипоплазией улитки IV типа
- **Figure 13.** CT images of CI with hypoplasia IV type of cochlea



- **Рисунок 15.** КТ-изображения КИ с расширением водопровода преддверия
- **Figure 15.** CT images of CI with the wide aquaeductus vestibuli



Самой редкой аномалией была гипоплазия улитки I типа, выявленная всего у одного пациента (1,0%) из группы исследуемых. У пациента улитку и преддверие можно было отличить друг от друга, но улитка была без внутренней архитектуры, уменьшена в размерах и представлена в виде пузырька. Преддверие было обычных размеров, не изменено, полукружные каналы также нормальных размеров. Внутренний слуховой проход имел незначительное сужение по сравнению с нормой. Кохлеарная имплантация выполнялась через окно улитки с использованием прямого укороченного электрода.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Пациенты с неполным разделением улитки I типа (кистозная кохлеовестибулярная мальформация) составили 24,5% и II типа (аномалия Мондини) составили 23,5% случаев. Следующие по частоте встречаемости были неполное разделение улитки III типа – 13,3% случаев, общая полость улитки и преддверия – 9,2% случаев и гипоплазия улитки IV типа – 9,2% случаев. Реже встречались аномалии в виде гипоплазии улитки II типа – 7,1% случаев; гипоплазии улитки III типа – 5,1% случаев, расширения водопровода преддверия – 4,1% случаев, гипоплазии кохлеарной апертуры – 3,0% случаев. Самой редкой аномалией была гипоплазия улитки I типа, выявленная всего у одного пациента (1,0%) из группы исследуемых. При сравнении полученных результатов автоматического определения аномалии по загруженным КТ-данным и результатам заключений отохирурга, специализирующегося на врожденных дефектах внутреннего уха, мы получили обобщенную среднюю точность – 77% по 7 различным патологическим подгруппам.

ОБСУЖДЕНИЕ

Во всех ранее упомянутых работах предлагались методы, основанные на двухмерном пространстве, хотя некоторые из них использовались для обработки пространственных данных, в основном МРТ и КТ. Двухмерное пространство не учитывает всю неявную информацию с 3D-сканов, даже если они более эффективны в вычислениях. Эта неспособность использовать всю информацию является проблематичной в НОА для сложных структур, таких как внутреннее ухо, для которых трехмерная пространственная информация необходима для правильного анализа внутреннего строения, которое имеет небольшие размеры и связано с высокой степенью искажения. Несмотря на свой успех, подходы, основанные на трансформерах, такие как в работе W.H. Pinaya 2022 г., все еще имеют некоторые недостатки, присущие авторегрессивному свойству, поскольку именно фиксированный порядок элементов последовательности создает смещение внимания [28]. Эта проблема более заметна на 3D-изображениях, где для достижения хорошего охвата содержимого снимка может потребоваться еще больше трансформеров, учитывая более высокое число измерений изображений. Поэтому коллектив авторов (Паула Лопес

Диес, Жозефина Вилсболл Сундгаард, Ян Маргета, Хассан Диаб, Франсуа Пату и Расмус Р. Полсен) решили сравнить предложенный метод НОА на основе 3D с асимметричным 3D сверточным автокодировщиком, описанным в работе D. Sato 2018 г., поскольку считают его наиболее подходящим способом для прямого сравнения с низкой потребностью в вычислительных ресурсах [10].

Аналогичным образом была решена проблема обнаружения дефектов с помощью параметрического подхода вместо классификационного, стремясь создать изображения (модели), которые близки к объясняемым полученным результатам. Использовался подход, основанный на ориентирах, в качестве задачи поиска объекта с использованием теории глубокого подкрепления, для получения неявной информации, которая может быть использована для НОА. Используемая неявная информация представлена двумя типами. Первый тип основан на вариативности предсказываемой конфигурации предварительно заданных ориентиров в плоскости, определяемой моделью представления стандартных опознавательных точек с использованием выравнивания формы по Прокрусту и метода анализа главных компонент. Второй тип основан на распределении прогнозируемых значений Q-модели для последних 10 состояний перед локализацией ориентиров в качестве измерения приостановки программы-посредника. Ориентиры, расположенные с помощью теории глубокого подкрепления, были использованы для обнаружения аномалий в работе I.E.I. Bekkouch 2022 г., где предложен метод обнаружения аномалий на двухмерных рентгеновских снимках бедра [42]. Однако этот способ не является НОА, поскольку он не является неконтролируемым, т. к. посредники обучены локализовывать ориентиры в дефектных случаях. А их прогноз затем используется для оценки того, попадают ли они в ожидаемую взаимосвязь между ориентирами для нормальной совокупности. Таким образом, этот подход, как и все контролируемые методы, ограничен объемом и репрезентативностью используемых данных в сравнении со всеми возможными аномальными случаями.

Теория обучения с глубоким подкреплением заключается в использовании подробной подготовки для задачи образования с подкреплением. В последние годы глубокое обучение с большим успехом применялось к медицинским изображениям для параметрического анализа медицинских снимков, задач оптимизации и классификации изображений [43]. Несмотря на то что автоматическое обнаружение различных типов аномалий внутреннего уха по сути является задачей классификации, из-за отсутствия репрезентативных и разнородных наборов данных, которые точно представляют все разнообразие этих врожденных дефектов развития, мы используем параметрический подход (определение ориентиров). Этот метод используется при стандартных данных для получения неявной информации, которая может потенциально обнаружить аномалию в строении неконтролируемым образом.

Множество существующих подходов к НОА сфокусированы на выявлении опухолей головного мозга [44], где

опухоли могут появляться практически в случайных местах по всему мозгу. Целью этих подходов является определение мест, где мозг выглядит ненормально по сравнению с нормальной анатомией. В нашем случае мы специфично рассматриваем очень маленькую анатомическую структуру – улитку, которая при отклонении от нормы может иметь совершенно иной внешний вид по сравнению с нормой. Наше предположение заключается в том, что очертание ограниченного числа анатомических ориентиров может обеспечить необходимой информацией для обнаружения аномалий или нарушений. Для сканирования головного мозга со случайно расположенной опухолью НОА на основе ориентира потребовалось бы большое количество анатомических знаков. Мы, в свою очередь, не считаем, что наш подход с теорией глубокого обучения с подкреплением подходит для этой задачи.

В предыдущих исследованиях были предложены методы сортировки аномалий внутреннего уха, основанные на четких измерениях и визуальном анализе КТ-исследований, но эти способы затрачивают много времени и могут быть неправильно субъективно интерпретированы врачом. Также существует подход к автоматическому определению наличия дефектов, основанный на глубоком изучении с подкреплением, который обучен определять местоположение ориентира при стандартном строении и обнаруживать, когда структура не такая, как ожидалось,

основываясь на подходе к выявлению аномалий. Однако этот метод ограничен только распознаванием нарушений, поскольку не подразумевает их классификацию.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данном исследовании выдвинули первый подход к автоматическому определению врожденной аномалии развития внутреннего уха. Показали, как использование 3D-информации о форме улитки, полученной с помощью модели, обученной только стандартному строению, является достаточным для классификации дефектов развития, что является принципиальным в условиях клинического применения.

Разработанный метод отображает среднюю результативность 0,77 при среднем значении кривой ошибки – 0,91. Кроме того, представление различных случаев в скрытом пространстве показывает пространственную корреляцию между классами, перекликающуюся с анатомическим проявлением различных нарушений развития. Эти перспективные результаты прокладывают путь к оказанию помощи практикующим врачам в неординарной оценке врожденных дефектов развития внутреннего уха.



Поступила / Received 31.01.2025

Поступила после рецензирования / Revised 04.02.2025

Принята в печать / Accepted 25.02.2025

Список литературы / References

1. Brotto D, Sorrentino F, Cenedese R, Avato I, Bovo R, Trevisi P et al. Genetics of inner ear malformations: A review. *Audiol Res.* 2021;11(4):524–536. <https://doi.org/10.3390/audiolres11040047>.
2. Korver AM, Smith RJ, Camp GV, Schleiss MR, Bitner-Glindzicz MA et al. Congenital hearing loss. *Nat Rev Dis Primers.* 2017;3(1):1–17. <https://doi.org/10.1038/nrdp.2016.94>.
3. Paludetti G, Conti G, Nardo WD, Corso EDE, Rolesi R, Picciotti PM, Fetoni AR. Infant hearing loss: from diagnosis to therapy official report of xxi conference of italian society of pediatric otorhinolaryngology. *Acta Otorhinolaryngol Ital.* 2012;32(6):347–370. Available at: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/23349554/>.
4. Chakravorti S, Noble JH, Gifford RH, Dawant BM, OConnell BP, Wang J, Labadie RF. Further evidence of the relationship between cochlear implant electrode positioning and hearing outcomes. *Otology Neurotol.* 2019;40(5):617–624. <https://doi.org/10.1097/MAO.0000000000002204>.
5. Sennaroglu L, Bajin MD. Classification and current management of inner ear malformations. *Balkan Med J.* 2017;34(5):397–411. <https://doi.org/10.4274/balkanmedj.2017.0367>.
6. Dhanasingh A, Erpenbeck D, Assadi MZ, Doyle U, Roland P, Hagr A et al. A novel method of identifying inner ear malformation types by pattern recognition in the mid modiolar section. *Sci Rep.* 2021;11(1):20868. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-00330-6>.
7. Dhanasingh AE, Weiss NM, Erhard V, Altamimi F, Roland P, Hagr A et al. A novel three-step process for the identification of inner ear malformation types. *Laryngoscope Investig Otolaryngol.* 2022;7(6):2020–2028. <https://doi.org/10.1002/liv.2936>.
8. Escude B, James C, Deguine O, Cochard N, Eter E, Fraysse B et al. The size of the cochlea and predictions of insertion depth angles for cochlear implant electrodes. *Audiol Neurotol.* 2006;11(1):27–33. <https://doi.org/10.1159/000095611>.
9. Lopez Diez P, Sorensen K, Sundgaard JV, Diab K, Margeta J, Patou F, Paulsen RR. Deep reinforcement learning for detection of inner ear abnormal anatomy in computed tomography. *Springer Nature.* 2022;137:697–706. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-16437-867>.
10. Sato D, Hanaoka S, Nomura Y, Takenaga T, Miki S, Yoshikawa T et al. A primitive study on unsupervised anomaly detection with an autoencoder in emergency head CT volumes. *Med Imag.* 2018;10575:388–393. <https://doi.org/10.1117/12.2292276>.
11. Sajid S, Hussain S, Sarwar A. Brain tumor detection and segmentation in mr images using deep learning. *Arab J Sci Engin.* 2019;44(11):9249–9261. <https://doi.org/10.1007/s13369-019-03967-8>.
12. Wang S, Zhu Y, Lee S, Elton DC, Shen TC, Tang Y et al. Global-local attention network with multitask uncertainty loss for abnormal lymph node detection in mr images. *Med Image Anal.* 2022;77:102345. <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102345>.
13. Dou Q, Chen H, Yu L, Qin J, Heng PA. Multilevel contextual 3-d cnns for false positive reduction in pulmonary nodule detection. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2017;64(7):1558–1567. <https://doi.org/10.1109/TBME.2016.2613502>.
14. Leemput KV, Maes F, Vandermeulen D, Colchester A, Suetens P. Automated segmentation of multiple sclerosis lesions by model outlier detection. *IEEE Trans Med Imaging.* 2001;20(8):677–688. <https://doi.org/10.1109/42.938237>.
15. Prastawa M, Bullitt E, Ho S, Gerig G. A brain tumor segmentation framework based on outlier detection. *Med Image Anal.* 2003;8(3):275–283. <https://doi.org/10.1016/j.media.2004.06.007>.
16. Taboada-Crispi A, Sahli H, Monteagudo MQ, Falcon A, Pacheco DH. Anomaly Detection in Medical Image Analysis. In book: Handbook of Research on Advanced Techniques in Diagnostic Imaging and Biomedical Applications. 2009;27:426–446. <https://doi.org/10.4018/978-1-60566-314-2.ch027>.
17. Baur C, Wiestler B, Albarqouni S, Navab N. Deep autoencoding models for unsupervised anomaly segmentation in brain mr images. Cham: Springer International Publishing. 2019;1:161–169. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.04488>.
18. Atlason HE, Love A, Sigurdsson S, Gudnason V, Ellingsen LM. Unsupervised brain lesion segmentation from MRI using a convolutional autoencoder. *Med Imaging.* 2019;10949:109491H. <https://doi.org/10.1117/12.2512953>.
19. Astaraki M, Smedby O, Wang C. Prior-aware autoencoders for lung pathology segmentation. *Med Image Anal.* 2022;80:10249. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102491>.
20. Hou R, Peng Y, Grimm LJ, Ren Y, Mazurowski MA, Marks JR et al. Anomaly detection of calcifications in mammography based on 11,000 negative cases. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2022;69(5):1639–1650. <https://doi.org/10.1109/TBME.2021.3126281>.
21. Chen X, You S, Tezcan KC, Konukoglu E. Unsupervised lesion detection via image restoration with a normative prior. *Med Image Anal.* 2020;64:101713. <https://doi.org/10.1016/j.media.2020.101713>.
22. Pawlowski N, Lee MJ, Rajchl M, McDonagh S, Ferrante E, Kamnitsas K et al. Unsupervised lesion detection in brain ct using bayesian convolutional autoencoders. In 1st Conference on Medical Imaging with Deep Learning – MIDL. 2018. <https://www.research.ed.ac.uk/en/publications/unsupervised-lesion-detection-in-brain-ct-using-bayesian-convolut>.

23. Zimmerer D, Isensee F, Petersen J, Kohl S, Maier-Hein K. Unsupervised Anomaly Localization Using Variational Auto-Encoders. In: Shen D, Liu T, Peters TM, Staib LH, Essert C, Zhou S, et al. (eds.). *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2019*. Springer, Cham.; 2019. Vol. 11767, pp 289–297. https://doi.org/10.1007/978-3-030-32251-9_32.
24. Schlegl T, Seebock P, Waldstein SM, Langs G, Schmidt-Erfurth U. f-AnoGAN: Fast unsupervised anomaly detection with generative adversarial networks. *Med Image Anal.* 2019;54:30–44. <https://doi.org/10.1016/j.media.2019.01.010>.
25. Baur C, Graf R, Wiestler B, Albarqouni S, Navab N. SteGANomaly: Inhibiting cycleGAN steganography for unsupervised anomaly detection in brain MRI. In: Martel AL, Martel AL, Abolmaesumi P, Stoyanov D, Mateus D, Zuluaga MA, Zhou SK et al. (eds). *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2020*. Springer, Cham.; 2020. Vol. 12262, pp. 718–727. Available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-59713-9_69.
26. Sun L, Wang J, Huang Y, Ding X, Greenspan H, Paisley J. An adversarial learning approach to medical image synthesis for lesion detection. *IEEE J Biomed Health Inform.* 2020;24(8):2303–2314. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2020.2964016>.
27. Schlegl T, Seebock P, Waldstein SM, Schmidt-Erfurth U, Langs G. Unsupervised anomaly detection with generative adversarial networks to guide marker discovery. *Inform Proc Med Imag.* 2017;1065:146–157. Available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-59050-9_12.
28. Pinaya W, Tudosiu H, Gray R, Rees G, Nachev P, Ourselin S, Cardoso MJ. Unsupervised brain imaging 3D anomaly detection and segmentation with transformers. *Med Image Anal.* 2022;79:102475. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102475>.
29. Zhou K, Li J, Luo W, Li Z, Yang J, Fu H et al. Proxy-bridged image reconstruction network for anomaly detection in medical images. *IEEE Trans Med Imaging.* 2022;41(3):582–594. <https://doi.org/10.1109/TMI.2021.3118223>.
30. Pinaya WHL, Graham MS, Gray R, F Da Costa P, Tudosiu PD, Wright P et al. Fast unsupervised brain anomaly detection and segmentation with diffusion models. In: Wang L, Dou Q, Fletcher PT, Speidel S, Li S (eds). *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2022*. Springer, Cham.; 2022. Vol. 13438, pp. 705–714. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.03461>.
31. Wolleb J, Bieder F, Sandkühler R, Cattin PC. Diffusion models for medical anomaly detection. In: Wang L, Dou Q, Fletcher PT, Speidel S, Li S (eds). *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2022*. Springer, Cham.; 2022. Vol. 13438, pp. 35–45. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.04306>.
32. Silva-Rodriguez J, Naranjo V, Dolz J. Constrained unsupervised anomaly segmentation. *Med Image Anal.* 2022;80:102526. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102526>.
33. Venkataramanan S, Peng K-C, Singh RV, Mahalanobis A. Attention guided anomaly localization in images. *Computer Vision – ECCV.* 2020;4(1):485–503. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1911.08616>.
34. Margeta J, Hussain R, Lopez Diez P, Morgenstern A, Demarcy T, Wang Z et al. A web-based automated image processing research platform for cochlear implantation-related studies. *J Clin Med.* 2022;11(22):6640. <https://doi.org/10.3390/jcm11226640>.
35. Lopez Diez P, Sundgaard JV, Patou F, Margeta J, Reinhold R. Facial and cochlear nerves characterization using deep reinforcement learning for landmark detection. In: *Lecture Notes in Computer Science*. Springer Nature; 2021, pp. 519–528. https://doi.org/10.1007/978-3-030-87202-1_50.
36. Trier P, Ostergaard Noe K, Sorensen MS, Mosegaard J. The visible ear surgery simulator. *Stud Health Technol Inform.* 2008;132:523–525. Available at: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/18391361/>.
37. Yushkevich PA, Piven J, Hazlett CH, Smith RG, Ho S, Gee JC, Gerig G. User-guided 3D active contour segmentation of anatomical structures: Significantly improved efficiency and reliability. *Neuroimage.* 2006;31(3):1116–1128. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.01.015>.
38. Lopez DP, Juhl KA, Sundgaard JV, Diab H, Margeta J, Patou F, Paulsen RR. Deep reinforcement learning for detection of abnormal anatomies. *Proceedings North Lights Deep Learn Workshop.* 2022;3:1–8. <https://doi.org/10.7557/18.6280>.
39. Radutoiu AT, Patou F, Margeta J, Paulsen RR, Lopez Diez P et al. Accurate localization of inner ear regions of interests using deep reinforcement learning. In: Lian C, Cao X, Reikik, I, Xu X, Cui, Z. (eds) *Machine Learning in Medical Imaging*. Springer, Cham; 2022, pp. 416–424. Available at: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-21014-3_43.
40. Charles RQ, Su H, Kaichun H, Guibas M. Pointnet: Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 21–26 July 2017*. IEEE; 2017, pp. 77–85.5. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.16>.
41. Abadi M, Barham P, Chen J, Davis A, Dean J, Devin M et al. Tensor flow: A system for large-scale machine learning. *Proceedings of the 12th USENIX Conference on Operating Systems Design and Implementation.* 2016;16:265–283. Available at: <https://www.scirp.org/reference/ReferencesPapers?ReferenceID=2616525>.
42. Bekkouch IEI, Maksudov B, Kiselev S, Mustafaev T, Vrtovec T, Ibragimov B. Multi-landmark environment analysis with reinforcement learning for pelvic abnormality detection and quantification. *Med Image Anal.* 2022;78:102417. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102417>.
43. Zhou SK, Le HN, Luu K, Nguyen HV, Ayache N. Deep reinforcement learning in medical imaging: A literature review. *Med Image Anal.* 2021;73:102193. <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102193>.
44. Soomro TA, Zheng L, Afifi AJ, Ali A, Soomro S, Yin M, Gao J. Image segmentation for MR brain tumor detection using machine learning: A review. *IEEE Rev Biomed Eng.* 2023;16:70–90. <https://doi.org/10.1109/rbme.2022.3185292>.

Вклад авторов:

Концепция статьи – В.И. Попадюк, Х.М. Диаб, О.А. Пашчинина, А.Е. Михалевич, И.М. Кириченко
 Концепция и дизайн исследования – В.И. Попадюк, Х.М. Диаб, О.А. Пашчинина, А.Е. Михалевич, И.М. Кириченко
 Написание текста – В.И. Попадюк, Х.М. Диаб, О.А. Пашчинина, А.Е. Михалевич, М. Харири
 Сбор и обработка материала – А.Е. Михалевич, М. Харири, М.А. Шукурян, И.М. Кириченко
 Обзор литературы – В.И. Попадюк, А.Е. Михалевич, М. Харири, М.А. Шукурян, И.М. Кириченко
 Анализ материала – В.И. Попадюк, Х.М. Диаб, О.А. Пашчинина, А.Е. Михалевич, М. Харири, М.А. Шукурян, И.М. Кириченко
 Статистическая обработка – В.И. Попадюк, Х.М. Диаб, О.А. Пашчинина, А.Е. Михалевич, М. Харири, М.А. Шукурян, И.М. Кириченко
 Редактирование – В.И. Попадюк, Х.М. Диаб, О.А. Пашчинина, А.Е. Михалевич
 Утверждение окончательного варианта статьи – В.И. Попадюк, Х.М. Диаб, О.А. Пашчинина, А.Е. Михалевич, М. Харири, М.А. Шукурян, И.М. Кириченко

Contribution of authors:

Concept of the article – Valentin I. Popadyuk, Hassan M. Diab, Olga A. Pashchinina, Anton E. Mikhalevich, Irina M. Kirichenko
 Study concept and design – Valentin I. Popadyuk, Hassan M. Diab, Olga A. Pashchinina, Anton E. Mikhalevich, Mostafa Hariri, Mikayel A. Shukuryan, Irina M. Kirichenko
 Text development – Valentin I. Popadyuk, Hassan M. Diab, Olga A. Pashchinina, Anton E. Mikhalevich, Mostafa Hariri
 Collection and processing of material – Anton E. Mikhalevich, Mostafa Hariri, Mikayel A. Shukuryan, Irina M. Kirichenko
 Literature review – Valentin I. Popadyuk, Anton E. Mikhalevich, Mostafa Hariri, Mikayel A. Shukuryan, Irina M. Kirichenko
 Material analysis – Valentin I. Popadyuk, Hassan M. Diab, Olga A. Pashchinina, Anton E. Mikhalevich, Mostafa Hariri, Mikayel A. Shukuryan, Irina M. Kirichenko
 Statistical processing – Valentin I. Popadyuk, Hassan M. Diab, Olga A. Pashchinina, Anton E. Mikhalevich, Hariri M., Mikayel A. Shukuryan, Irina M. Kirichenko
 Editing – Valentin I. Popadyuk, Hassan M. Diab, Olga A. Pashchinina, Anton E. Mikhalevich, Mostafa Hariri, Mikayel A. Shukuryan, Irina M. Kirichenko
 Approval of the final version of the article – Valentin I. Popadyuk, Hassan M. Diab, Olga A. Pashchinina, Anton E. Mikhalevich

Информация об авторах:

Попадюк Валентин Иванович, д.м.н., профессор, заведующий кафедрой оториноларингологии медицинского института, Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы; 117198, Россия, Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6; <https://orcid.org/0000-0003-3309-4683>; lorval04@mail.ru

Диаб Хассан Мохамед Али, д.м.н., главный научный сотрудник научно-клинического отдела патологии уха и основания черепа, заместитель директора по международной деятельности, Национальный медицинский исследовательский центр оториноларингологии Федерального медико-биологического агентства; 123182, Россия, Москва, Волоколамское шоссе, д. 30, к. 2; <https://orcid.org/0000-0002-2790-7900>; hasandiab@mail.ru

Пашинина Ольга Александровна, к.м.н., руководитель научно-клинического отдела патологии уха и основания черепа, врач-оториноларинголог, Национальный медицинский исследовательский центр оториноларингологии Федерального медико-биологического агентства; 123182, Россия, Москва, Волоколамское шоссе, д. 30, к. 2; <https://orcid.org/0000-0002-3608-2744>; olgaP83@mail.ru

Михалевич Антон Евгеньевич, к.м.н., старший научный сотрудник отдела патологии уха и основания черепа, Национальный медицинский исследовательский центр оториноларингологии Федерального медико-биологического агентства; 123182, Россия, Москва, Волоколамское шоссе, д. 30, к. 2; <https://orcid.org/0000-0002-9081-6016>; MikhalevichAE@mail.ru

Харири Мостафа, аспирант кафедры оториноларингологии медицинского института, Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы; 117198, Россия, Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6; <https://orcid.org/0009-0004-5778-7446>; hariri.mostafa@mail.ru

Шукурян Микаел Артурович, врач-оториноларинголог, младший научный сотрудник, Ереванский государственный медицинский университет имени Мхитара Герацци; 0025, Армения, Ереван, ул. Корюна, д. 2; <https://orcid.org/0009-0001-9884-4070>; mikashukuryan@yahoo.com

Кириченко Ирина Михайловна, д.м.н., профессор кафедры оториноларингологии медицинского института, Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы; 117198, Россия, Москва, ул. Миклухо-Маклая, д. 6; <https://orcid.org/0000-0001-6966-8656>; loririna@yandex.ru

Information about authors:

Valentin I. Popadyuk, Dr. Sci. (Med.), Professor, Head of the Department of Otorhinolaryngology Medical Institute, RUDN University; 6, Miklukho-Maklai St., Moscow, 117198, Russia; <https://orcid.org/0000-0003-3309-4683>; lorval04@mail.ru

Hassan M. Diab, Dr. Sci. (Med.), Chief Researcher of the Scientific and Clinical Department of Ear and Skull Base Pathology, Deputy Director for International Activities, The National Medical Research Center for Otorhinolaryngology of the Federal Medico-Biological Agency of Russia; 30, Bldg. 2, Volokolamskoe Shosse, Moscow, 123182, Russia; <https://orcid.org/0000-0002-2790-7900>; hasandiab@mail.ru

Olga A. Pashchinina, Cand. Sci. (Med.), Branch Manager of Clinical Research Department of Diseases of the Ear and Skull Base, The National Medical Research Center for Otorhinolaryngology of the Federal Medico-Biological Agency of Russia; 30, Bldg. 2, Volokolamskoe Shosse, Moscow, 123182, Russia; <https://orcid.org/0000-0002-7188-3280>; olgaP83@mail.ru

Anton E. Mikhalevich, Cand. Sci. (Med.), Senior Researcher, The National Medical Research Center for Otorhinolaryngology of the Federal Medico-Biological Agency of Russia; 30, Bldg. 2, Volokolamskoe Shosse, Moscow, 123182, Russia; <https://orcid.org/0000-0002-9081-6016>; MikhalevichAE@mail.ru

Mostafa Hariri, Postgraduate Student of the Department of Otorhinolaryngology at the Medical Institute, RUDN University; 6, Miklukho-Maklai St., Moscow, 117198, Russia; <https://orcid.org/0009-0004-5778-7446>; hariri.mostafa@mail.ru

Mikayel A. Shukuryan, Otolaryngologist, Junior Research Fellow, Yerevan State Medical University after Mkhitar Herasti; 2, Koryun St., Yerevan, 0025, Armenia; <https://orcid.org/0009-0001-9884-4070>; mikashukuryan@yahoo.com

Irina M. Kirichenko, Dr. Sci. (Med.), Professor of the Department of Otorhinolaryngology Medical Institute, RUDN University; 6, Miklukho-Maklai St., Moscow, 117198, Russia; <https://orcid.org/0000-0001-6966-8656>; loririna@yandex.ru