

<https://doi.org/10.22416/1382-4376-2024-34-5-32-39>  
УДК 616.329-009.1-07:004.8



# Собственный опыт применения технологий искусственного интеллекта в диагностике ахалазии кардии

О.А. Сторонова\*, Н.И. Каневский, А.С. Трухманов, В.Т. Ивашкин

ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова» Министерства здравоохранения Российской Федерации (Сеченовский Университет), Москва, Российская Федерация

**Цель:** оценить значение, роль и диагностические возможности искусственного интеллекта при диагностике заболеваний пищевода, продемонстрировать модель машинного обучения, обеспечивающую оптимизацию дифференциальной диагностики ахалазии кардии.

**Материалы и методы.** В исследование были включены 75 пациентов (52 % мужчин и 48 % женщин, средний возраст которых составил  $44,5 \pm 17,8$  и  $45,6 \pm 16,6$  года соответственно) с предварительным диагнозом ахалазия кардии (АК). При проведении манометрии пищевода высокого разрешения были оценены давление покоя нижнего пищеводного сфинктера (НПС), суммарное давление расслабления НПС, давление покоя верхнего пищеводного сфинктера (ВПС), остаточное давление ВПС, латентный период дистального сегмента, длина разрыва сокращения, интегральная сократимость дистального сегмента, одномоментное повышение давления в пищеводе, наличие перистальтических сокращений, в соответствии с которыми пациенты были распределены на 4 группы: АК I типа, АК II типа, АК III типа и группа обследованных с диагнозом, не соответствующим ахалазии кардии. На совокупности данных 750 глотков и, соответственно, 6750 манометрических параметров модели искусственного интеллекта DecisionTreeClassifier, RandomForestClassifier и CatBoostClassifier обучались устанавливать манометрический диагноз по основным манометрическим показателям. Критериями сравнения выступили время обучения и метрика  $f1\_score$ . Технические характеристики модели (гиперпараметры) подбирались методом GridSearchCV. Модель с наилучшими результатами была интегрирована в веб-приложение.

**Результаты.** При сравнении по лучшим показателям была выбрана модель RandomForestClassifier. Ее техническими характеристиками служили «решающие деревья» и глубина ветвления, число которых составило 14 и 5 соответственно. За 27 секунд данные гиперпараметры позволили достигнуть  $f1\_score = 0,91$  при максимально возможном значении 1,0. Разработанное на основе этой модели веб-приложение при анализе данных манометрического исследования устанавливает у пациентов один из трех типов АК или исключает диагноз ахалазии кардии. Каждый манометрический тип заболевания сопровождается выводом изображения, соответствующего поставленному диагнозу.

**Выводы.** Впервые в России в Клинике пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и гепатологии им. В.Х. Василенко Сеченовского Университета на основании данных манометрии пищевода высокого разрешения была разработана модель машинного обучения, примененная для создания веб-приложения и способная обосновать манометрический диагноз пациента по введенным показателям. В Федеральной службе по интеллектуальной собственности (Роспатент) получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024665795 от 05.07.2024 г. Эта программа искусственного интеллекта может быть применена в клинической практике в качестве инструмента, обеспечивающего поддержку принятия врачебного решения с целью оптимизации процесса дифференциальной диагностики ахалазии кардии и более раннего выявления заболевания, определения прогноза пациента, а также выбора метода его дальнейшего лечения.

**Ключевые слова:** машинное обучение, искусственный интеллект, ахалазия кардии, манометрия пищевода высокого разрешения, функциональная диагностика

**Конфликт интересов:** авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Для цитирования:** Сторонова О.А., Каневский Н.И., Трухманов А.С., Ивашкин В.Т. Собственный опыт применения технологий искусственного интеллекта в диагностике ахалазии кардии. Российский журнал гастроэнтерологии, гепатологии, колопроктологии. 2024;34(5):32–39. <https://doi.org/10.22416/1382-4376-2024-34-5-32-39>

## Own Experience in the Use of Artificial Intelligence Technologies in the Diagnosis of Esophageal Achalasia

Olga A. Storonova\*, Nikolai I. Kanevskii, Alexander S. Trukhmanov, Vladimir T. Ivashkin  
I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University), Moscow, Russian Federation

**Aim:** to demonstrate an artificial intelligence model that optimises the differential diagnosis of achalasia.

**Material and methods.** The study included 75 patients: 52 % men (mean age  $44.5 \pm 17.8$  years) and 48 % women (mean age  $45.6 \pm 16.6$  years,) with a preliminary diagnosis of achalasia.

Patients were divided into four groups: type I, II, III achalasia and a group of patients whose results did not correspond to a diagnosis of achalasia according to HRM performed based on Chicago Classification version 4.0. On the basis of a set of data from 750 swallows and therefore 6750 manometric parameters, the artificial intelligence models DecisionTreeClassifier, RandomForestClassifier and CatBoostClassifier have been trained to provide a manometric diagnosis. The comparison criteria were the training time and the f1\_score metric. The technical characteristics of the model (hyperparameters) were selected using the GridSearchCV method. The model with the best results was integrated into a web application.

**Results.** The RandomForestClassifier was chosen as the best performing model to compare. Its technical characteristics were "decision trees" and branching depth the number of which was 14 and 5 respectively. With a maximum possible value of 1.0, these hyperparameters achieved f1\_score=0.91 in 27 seconds. The web application, developed on the basis of this model, is capable of analyzing manometric data and establishing one of three types of achalasia in patients. Alternatively, it can exclude the diagnosis of achalasia. The output of an image corresponding to the diagnosis is produced for each manometric type of the disease.

**Conclusions.** For the first time in Russia, a machine learning model based on high-resolution esophageal manometry data was developed at the V. Kh. Vasilenko Clinic of Internal Disease Propedeutics, Gastroenterology, and Hepatology of Sechenov University. The model has been applied to the creation of a web application which has the ability to substantiate the manometry diagnosis of patients. The Federal Service for Intellectual Property (Rospatent) issued a certificate of state registration of the computer program No. 2024665795 dated July 5, 2024. This artificial intelligence programme can be used in clinical practice as a medical decision support tool to optimize the process of differential diagnosis of achalasia and early detection of the disease, to determine the patient's prognosis and to select the method of further treatment.

**Keywords:** machine learning, artificial intelligence, achalasia, high-resolution esophageal manometry, functional diagnostics

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

**For citation:** Storonova O.A., Kanevskii N.I., Trukhmanov A.S., Ivashkin V.T. Own Experience in the Use of Artificial Intelligence Technologies in the Diagnosis of Esophageal Achalasia. Russian Journal of Gastroenterology, Hepatology, Coloproctology. 2024;34(5):32–39. <https://doi.org/10.22416/1382-4376-2024-34-5-32-39>

Применение технологий искусственного интеллекта (ИИ) в терапевтической и гастроэнтерологической практике становится все более актуальным и обладает значительными перспективами для улучшения качества медицинской помощи.

В связи с развитием цифровых технологий возникла возможность накопления большого количества медицинских данных как в графических, так и в текстовых форматах (результаты инструментальных и лабораторных исследований, истории болезни, оценка эффективности проводимой терапии у различных групп пациентов). Появление такого объема информации диктует необходимость в создании новых методов анализа данных. Применение в этой области искусственного интеллекта будет иметь ключевое значение, так как с помощью современных технологий можнократно увеличить скорость и качество диагностики, спрогнозировать эффект от назначенной терапии в каждом индивидуальном клиническом случае, оценить риск развития осложнений заболеваний, что позволит их своевременно предупредить.

### Машинное обучение

Машинное обучение — это составляющая часть искусственного интеллекта, метод анализа данных, основанный на принципе способности компьютеров учиться и адаптироваться через получаемый ими

опыт [1]. В данной отрасли большое внимание уделяется автоматизированным процедурам. Другими словами, цель машинного обучения состоит в том, чтобы создать алгоритмы, способные учиться самостоятельно, без необходимости взаимодействия с человеком. Машинное обучение можно рассматривать как «программирование на примере» [2]. К основным его видам относятся: обучение с учителем, обучение без учителя и обучение с подкреплением [3].

В зарубежной литературе метод машинного обучения с учителем называется «supervised learning». «Учитель» передает программе исходные данные/задачи, называемые «dataset», с заранее известными правильными ответами, на чем она приобретает свой опыт. При поступлении новой задачи программа уже самостоятельно ищет правильный ответ в своей базе. Чтобы такое обучение было возможным, нужно предварительно собрать, отсортировать вручную и разметить обучающий «dataset». Этим должны заниматься квалифицированный человек или группа лиц — как раз тот самый условный «учитель» [4].

Метод обучения с учителем наилучшим образом подходит для применения в моделях, предназначенных для решения задачи классификации с целью обработки обширных объемов данных

и осуществления их распределения по различным категориям [5]. Примерами могут служить распознавание объектов на изображениях, таких как лица, микропрепараты и эндоскопические исследования. Кроме того, метод подходит для классификации текстов, позволяя выделять полезную информацию, разделять отзывы на положительные и отрицательные, а также табличных значений, используемых для постановки диагнозов по определенным критериям. Обучение с учителем также применимо для создания прогнозов на основе имеющихся данных. Это может включать выбор оптимальной тактики лечения пациента, определение рисков развития осложнений заболевания.

### Применение машинного обучения в гастроэнтерологии

В современной гастроэнтерологии повсеместно идет внедрение искусственного интеллекта [6]. Машинное обучение применяется как в анализе полученных изображений при проведении эзофагогастроудоденоскопии и колоноскопии для выявления злокачественных новообразований, воспалительных процессов или состоявшихся кровотечений желудочно-кишечного тракта [7], так и для скрининга генетических маркеров, определяющих особенности развития, течения и персонализированного подхода к лечению неалкогольной жировой болезни печени [8].

Отдельно обращают на себя внимание методики, облегчающие диагностику функциональных нарушений пищевода. Наибольшее применение технологии машинного обучения приобрели для интерпретации рН-импедансометрии и манометрии пищевода высокого разрешения [9–16].

Манометрия пищевода высокого разрешения признана «золотым стандартом» диагностики нарушений двигательной функции пищевода, в частности ахалазии кардии [17–24]. Ахалазия кардии — это идиопатическое нервно-мышечное заболевание, проявляющееся функциональным нарушением проходимости кардии вследствие дискоординации между глотком, рефлексорным раскрытием нижнего пищеводного сфинктера (НПС), перистальтической и тонической активностью гладкой мускулатуры пищевода [25]. Данное заболевание относится к редким нарушениям двигательной функции пищевода, его распространенность составляет 10 случаев на 100 000 населения, а заболеваемость — 1 на 100 000 населения [25, 26]. Из-за невысокой распространенности и недостаточной осведомленности врачей об этой болезни правильный диагноз зачастую устанавливается слишком поздно — по данным литературы, в среднем спустя 5 лет после манифестации симптомов, наиболее часто этих пациентов ошибочно лечат от гастроэзофагеальной рефлюксной болезни. Поэтому больные, предъявляющие жалобы на дисфагию, должны быть тщательно обследованы с применением манометрии пищевода высокого разрешения,

особенно в тех случаях, когда у них при проведении рентгенологического исследования с сульфатом бария и эзофагогастроудоденоскопии исключены диагнозы псевдоахалазии, стриктуры пищевода, а диагноз ахалазии кардии не подтвержден [24, 27]. Нарастающая потребность в ускорении и повышении качества интерпретации манометрических исследований стала предпосылкой для создания модели на основе искусственного интеллекта, обеспечивающей оптимизацию дифференциальной диагностики ахалазии кардии.

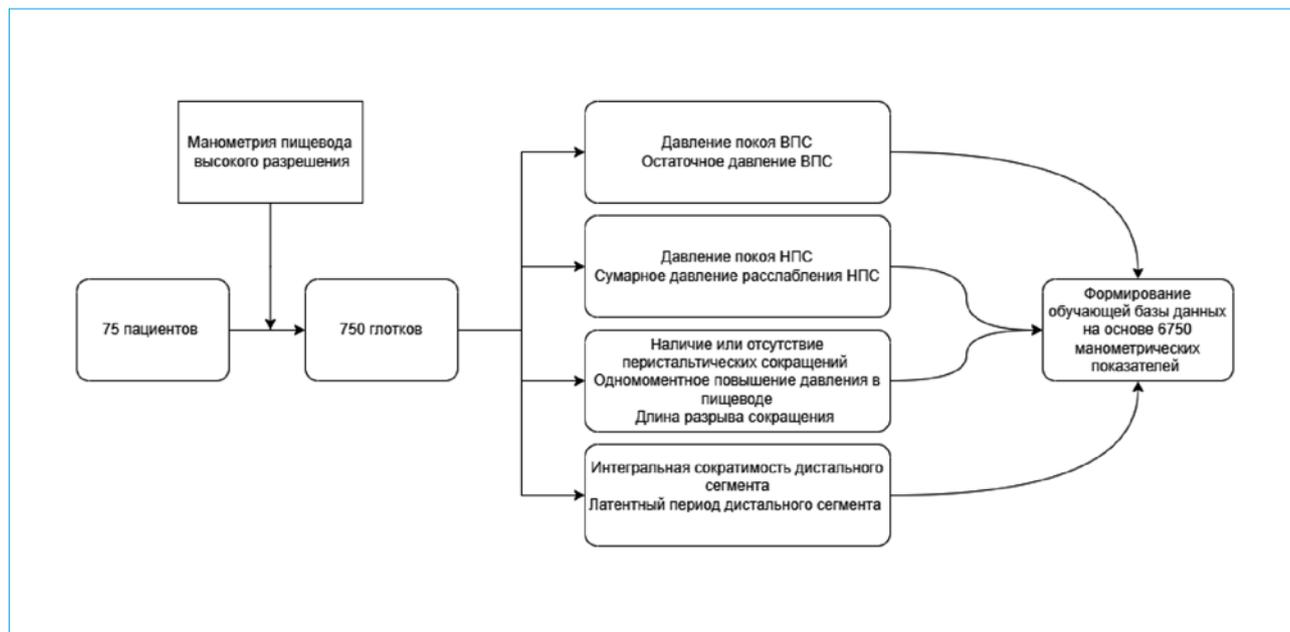
### Материалы и методы

В исследование включены 75 пациентов с предварительным диагнозом ахалазии кардии (АК). Из них 39 мужчин (52 %), средний возраст которых составил  $44,5 \pm 17,8$  года, и 36 женщин (48 %), чей средний возраст был  $45,6 \pm 16,6$  года. Всем пациентам в соответствии с протоколом проведения исследования выполнена манометрия пищевода высокого разрешения с применением 22-канального водно-перфузионного катетера и манометрической системы GI Solar (Нидерланды) [18].

Для формирования обучающей базы данных были определены следующие показатели: давление покоя нижнего пищеводного сфинктера (НПС), суммарное давление расслабления НПС, давление покоя верхнего пищеводного сфинктера (ВПС), остаточное давление ВПС, латентный период дистального сегмента, длина разрыва сокращения, интегральная сократимость дистального сегмента, одномоментное повышение давления в пищеводе, наличие перистальтических сокращений. Двумя независимыми экспертами суммарно было проанализировано 750 глотков и в совокупности 6750 манометрических параметров (рис. 1).

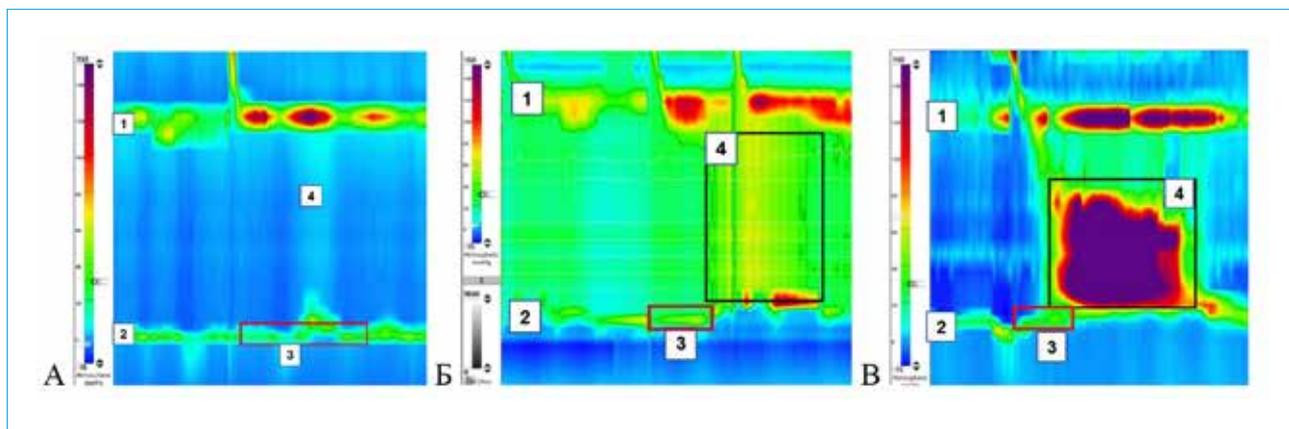
В соответствии с полученными данными пациентам были установлены диагнозы АК I, II и III типа (рис. 2), а результаты, не соответствующие диагнозу ахалазии кардии, были вынесены в отдельную группу. В результате интерпретации результатов исследований среди мужчин АК I типа была верифицирована в 25 % случаев, АК II типа — в 25 %, АК III типа — в 14 %, а группу с неподтвержденным диагнозом АК составили 36 % пациентов. Среди женщин было следующее распределение по диагнозам: АК I типа — 15,4 %, АК II типа — 15,4 %, АК III типа — 25,6 %, не соответствует диагнозу АК — 43,6 %.

Показатели всех манометрических исследований были загружены в Google Colab (Colaboratory) и предобработаны с помощью языка программирования Python 3.10.12 в соответствии с Чикагской классификацией 4-го пересмотра. Данные были поделены на обучающую и тестовую выборки в соотношении 70 и 30 %. Обучающая выборка, составляющая 70 %, использовалась для тренировки модели. В качестве учебного материала выступили параметры манометрического исследования,



**Рисунок 1.** Схема исследования: формирование обучающей базы данных

**Figure 1.** Research scheme: formation of a training database



**Рисунок 2.** Манометрия пищевода высокого разрешения у пациентов с ахалазией кардии. А – I тип ахалазии кардии: 1 – давление покоя верхнего пищеводного сфинктера (ВПС), 2 – давление покоя нижнего пищеводного сфинктера (НПС), 3 – отсутствие расслабления НПС (суммарное давление расслабления НПС – 28 мм рт. ст.), 4 – отсутствие перистальтики; нет глотков с одномоментным повышением давления в пищеводе. Б – II тип ахалазии кардии: 1 – давление покоя ВПС, 2 – давление покоя НПС, 3 – отсутствие расслабления НПС (суммарное давление расслабления НПС – 48 мм рт. ст.), 4 – одномоментное повышение давления в пищеводе; отсутствие перистальтики. В – III тип ахалазии кардии: 1 – давление покоя ВПС, 2 – давление покоя НПС, 3 – отсутствие расслабления НПС (суммарное давление расслабления НПС – 35 мм рт. ст.), 4 – на уровне 1–14 см над краем НПС регистрируется преждевременное сокращение с интегральной сократимостью дистального сегмента 5250 мм рт. ст. × с × см; отсутствие перистальтики

**Figure 2.** High-resolution esophageal manometry in patients with achalasia. A – Type I achalasia: 1 – resting pressure of the upper esophageal sphincter (UES), 2 – resting pressure of the lower esophageal sphincter (LES), 3 – absence of LES relaxation (integrated relaxation pressure (IRP) of LES is 28 mmHg), 4 – failed peristalsis; no swallows with panesophageal pressurization. Б – Type II achalasia: 1 – resting pressure of UES, 2 – resting pressure of LES, 3 – absence of LES relaxation (IRP of LES is 48 mmHg), 4 – panesophageal pressurization; failed peristalsis. В – Type III achalasia: 1 – resting pressure of UES, 2 – resting pressure of LES, 3 – absence of LES relaxation (IRP of LES is 35 mmHg), 4 – at the level of 1–14 cm above the LES, premature contraction is recorded with Distal Contractile Integral 5250 mmHg × s × cm; failed peristalsis

**Таблица.** Сравнение моделей машинного обучения по эффективности работы  
**Table.** Comparison of machine learning models by performance

Модель / <i>Model</i>	F1_score	Время, с / <i>Time, s</i>
DecisionTreeClassifier	0,88	10
RandomForestClassifier	0,91	27
CatBoostClassifier	0,9	120

а искомой переменной стал сам манометрический диагноз. После этапа обучения модели была проведена проверка на оставшихся 30 %, представляющих тестовую выборку. Этот этап позволил оценить точность и обобщающую способность модели на новых данных. Было произведено сравнение моделей DecisionTreeClassifier, RandomForestClassifier, а также CatBoostClassifier из библиотек *sklearn* и *catboost* соответственно. Критериями выбора модели было время обучения, необходимое компьютеру для того, чтобы изучить данные и настроить свои параметры таким образом, чтобы достичь желаемого результата, и метрика *f1\_score*, позволяющая оценить качество проведенной классификации, учитывая точность и полноту анализа на тестовой выборке. Чем ближе значение *f1\_score* к 1,0, тем более сбалансировано работает модель (табл.).

Качество модели преимущественно зависит от ее технических параметров, называемых гиперпараметрами, которыми в ряде случаев могут выступать как количество «решающих деревьев» и их глубина ветвления, так и количество повторов циклов обучения с процентом корректировки принятого ранее решения. Для их оптимального подбора, позволяющего достичь максимального уровня качества, был использован метод GridSearchCV из библиотеки *sklearn*. Таким образом, из перечисленных выше моделей была выбрана модель с наилучшими показателями и перенесена в приложение Visual Studio Code для разработки веб-приложения с помощью функции Flask.

## Результаты

При сравнении по лучшим показателям была выбрана модель RandomForestClassifier, гиперпараметрами которой являются количество «решающих деревьев» и их глубина ветвления. Методом GridSearchCV были подобраны для нее эти оптимальные технические характеристики: количество деревьев — 14, глубина ветвлений каждого дерева — 5, позволившие достигнуть метрики *f1\_score* = 0,91. Разработанное с применением функции Flask веб-приложение обеспечило удобный интерфейс для взаимодействия с обученной моделью RandomForestClassifier. При открытии веб-страницы отображаются графы для заполнения основных показателей проведенного пациенту манометрического исследования, далее происходит автоматическая предобработка введенных данных, передающихся после в уже обученную модель,

на основании которых она формирует предположительное манометрическое заключение: АК I типа, АК II типа, АК III типа и диагноз, не соответствующий ахалазии кардии. Каждый манометрический тип заболевания сопровождается выводом изображения, соответствующего поставленному диагнозу.

## Обсуждение

В научной работе нами был разработан инструмент для более быстрого и точного принятия врачебного решения при выявлении у пациентов АК, а также оптимизирующий процесс дифференциальной диагностики АК с другими заболеваниями пищевода. Исследования в данном направлении ведутся с 2018 г., когда А. Frigo et al. [13] на основе показателей нормальной перистальтики и моторных нарушений пищевода создали систему поддержки принятия врачебных решений, достигающую точности 86 %. В 2020 г. была разработана модель на основе алгоритма DecisionTreeClassifier, достигающая точности 78 % при дифференциальной диагностике АК III типа с АК I и II типов [16]. В 2021 г. группой ученых из США впервые была создана модель на основе глубокого обучения для определения одномоментного повышения давления в пищеводе и типа глотков, достигнув точности 0,87 и 0,64 соответственно [12]. Это открытие привлекло к себе всеобщий интерес, поэтому работы в этой области были продолжены. Годом позже коллектив тех же авторов создал три нейронные сети, совместная работа которых позволила достигнуть точности 0,92 при установке манометрического диагноза [10]. В другом исследовании создали модель, способную в режиме онлайн оценить моторику пищевода с точностью 91,3 %, хотя и не формулирующую полноценный манометрический диагноз [14]. А в 2022 г. исследователями из Румынии был разработан алгоритм, способный разделять манометрические результаты на 10 различных диагнозов с точностью 93 % [9]. Большое количество зарубежных работ, посвященных данной тематике, свидетельствует о перспективности исследований в этом направлении. Поиск в базах данных eLIBRARY, Pubrus, Pubmed, Scholar.google не выявил работ по аналогичным исследованиям, выполненным в России.

Наша разработка относится к полуавтоматическим программам, обеспечивающим поддержку

принятия врачебного решения. Достигая метрики  $f1\_score$  0,91, алгоритм не только не уступает, но и превосходит результаты зарубежных коллег. Ввиду высокой точности созданной системы поддержки принятия врачебного решения и перспективности ее развития, планируется дальнейшая модификация программы с учетом и доработкой некоторых имеющихся ограничений, таких как небольшой размер выборки (75 пациентов, 750 глотков, 6750 показателей), а также работа с 4 диагнозами из 7 возможных, представленных в Чикагской классификации 4-го пересмотра. На данный момент в лаборатории исследования двигательной функции желудочно-кишечного тракта и рН-импедансометрии, основанной на базе Клиники пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и гепатологии им. В.Х. Василенко Сеченовского Университета, проведено 2950 исследований методом манометрии пищевода высокого разрешения, что позволит масштабировать разработку в 39 раз.

## Заключение

Впервые в России в Клинике пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и гепатологии им. В.Х. Василенко Сеченовского Университета выполнено исследование по применению алгоритмов машинного обучения в диагностике двигательных

нарушений пищевода. Нами разработана система поддержки принятия врачебного решения для оптимизации процесса дифференциальной диагностики ахалазии кардии и определения прогноза пациента на базе искусственного интеллекта, которая может быть интегрирована в клиническую практику, что позволит ускорить работу врачей функциональной диагностики при определении типов ахалазии кардии, а при дальнейшем развитии программы — и других двигательных нарушений пищевода. В Федеральной службе по интеллектуальной собственности (Роспатент) получено свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024665795 от 05.07.2024 г.

Внедрение данной разработки позволит врачам выявлять ахалазию кардии на более ранних стадиях, что снизит частоту развития тяжелых осложненных форм заболевания и инвалидизацию пациентов. Кроме того, система машинного обучения выявляет конкретный тип ахалазии кардии, который и определяет выбор метода дальнейшего лечения пациента. Благодаря этому пациентам быстрее сможет быть оказана квалифицированная медицинская помощь, в связи с чем снижение качества жизни будет минимально, а также в дальнейшем будет уменьшена нагрузка на федеральные фонды обязательного медицинского страхования.

## Литература / References

1. Черкасов Д.Ю., Иванов В.В. Машинное обучение. *Наука, техника и образование*. 2018;5(46):85–7. [Cherkasov D.Yu., Ivanov V.V. Machine learning. *Science, Technology and Education*. 2018;5(46):85–7. (In Russ.)].
2. Алханов А.А. Машинное обучение и его применение в современном мире. *Проблемы науки*. 2021;7(66):25–7. [Alkhanov A.A. Machine learning and its application in the modern world. *Problemy nauki*. 2021;7(66):25–7. (In Russ.)].
3. Поletaева Н.Г. Классификация систем машинного обучения. *Вестник Балтийского федерального университета им. И. Канта. Серия: Физико-математические и технические науки*. 2020;1:5–22. [Poletaeva N.G. Classification of machine learning systems. *Vestnik Baltiyskogo federal'nogo universiteta im. I. Kanta. Seriya: Fiziko-matematicheskie i tekhnicheskie nauki*. 2020;1:5–22. (In Russ.)].
4. Сохина С.А., Немченко С.А. Машинное обучение. Методы машинного обучения. *Современная наука в условиях модернизационных процессов: проблемы, реалии, перспективы: сб. науч. ст. по мат-лам V Междунар. науч.-практ. конф. Уфа, 30 апреля 2021 г.* Уфа: ООО «Научно-издательский центр “Вестник науки”», 2021:165–8. [Sokhina S.A., Nemchenko S.A. Machine learning. Machine learning methods. *Sovremennaya nauka v usloviyakh modernizatsionnykh protsessov: problemy, realii, perspektivy: Sbornik nauchnykh statey po materialam V Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Ufa, 30 aprelya 2021 g.* Ufa: ООО “Scientific Publishing Center “Vestnik nauki” Publ., 2021:165–8. (In Russ.)].
5. Краснянский М.Н., Обухов А.Д., Воякина А.А., Солomatina Е.М. Сравнительный анализ методов машинного обучения для решения задачи классификации документов научно-образовательного учреждения. *Вестник ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии*. 2018;(3):173–82. [Krasnyansky M.N., Obukhov A.D., Voyakina A.A., Solomatina E.M. Comparative analysis of machine learning methods for solving the problem of classifying documents of a scientific and educational institution. *Proceedings of Voronezh State University. Series: Systems Analysis and Information Technologies*. 2018;(3):173–82. (In Russ.)]. DOI: 10.17308/sait.2018.3/1245
6. Koleth G., Emmanue J., Spadaccini M., Mascagni P., Khalaf K., Mori Y., et al. Artificial intelligence in gastroenterology: Where are we heading? *Endosc Int Open*. 2022;10(11):E1474–80. DOI: 10.1055/a-1907-6569
7. Kröner P.T., Engels M.M., Glucksberg B.S., Johnson K.W., Mzaik O., van Hooft J.E., et al. Artificial intelligence in gastroenterology: A state-of-the-art review. *World J Gastroenterol*. 2021;27(40):6794–824. DOI: 10.3748/wjg.v27.i40.6794
8. Zhang Z., Wang S., Zhu Z., Nie B. Identification of potential feature genes in non-alcoholic fatty liver disease using bioinformatics analysis and machine learning strategies. *Comput Biol Med*. 2023;157:106724. DOI: 10.1016/j.combiomed.2023.106724
9. Popa S.L., Surdea-Blaga T., Dumitrascu D.L., Chiari-roni G., Savarino E., David L., et al. Automatic diagnosis of high-resolution esophageal manometry using artificial intelligence. *J Gastrointest Liver Dis*. 2022;31(4):383–9. DOI: 10.15403/jgld-4525
10. Kou W., Carlson D.A., Baumann A.J., Donnan E.N., Schauer J.M., Etemadi M., et al. A multi-stage machine learning model for diagnosis of esophageal manometry. *Artif Intell Med*. 2022;124:102233. DOI: 10.1016/j.artmed.2021.102233
11. Wong M.W., Rogers B.D., Liu M.X., Lei W.Y., Liu T.T., Yi C.H., et al. Application of artificial intelli-

- gence in measuring novel pH-impedance metrics for optimal diagnosis of GERD. *Diagnostics (Basel)*. 2023;13(5):960. DOI: 10.3390/diagnostics13050960
12. Kou W., Carlson D.A., Baumann A.J., Donnan E., Luo Y., Pandolfino J.E., et al. A deep-learning-based unsupervised model on esophageal manometry using variational autoencoder. *Artif Intell Med*. 2021;112:102006. DOI: 10.1016/j.artmed.2020.102006
  13. Frigo A., Costantini M., Fontanella C.G., Salvador R., Merigliano S., Carniel E.L. A procedure for the automatic analysis of high-resolution manometry data to support the clinical diagnosis of esophageal motility disorders. *IEEE Trans Biomed Eng*. 2018;65(7):1476–85. DOI: 10.1109/TBME.2017.2758441
  14. Wang Z., Hou M., Yan L., Dai Y., Yin Y., Liu X. Deep learning for tracing esophageal motility function over time. *Comput Methods Programs Biomed*. 2021;207:106212. DOI: 10.1016/j.cmpb.2021.106212
  15. Fass O., Rogers B.D., Gyawali C.P. Artificial intelligence tools for improving manometric diagnosis of esophageal dysmotility. *Curr Gastroenterol Rep*. 2024;26(4):115–23. DOI: 10.1007/s11894-024-00921-z
  16. Carlson D.A., Kou W., Rooney K.P., Baumann A.J., Donnan E., Triggs J.R., et al. Achalasia subtypes can be identified with functional luminal imaging probe (FLIP) panometry using a supervised machine learning process. *Neurogastroenterol Motil*. 2021;33(3):e13932. DOI: 10.1111/nmo.13932
  17. Ивашкин В.Т., Маев И.В., Трухманов А.С., Сторонова О.А., Абдулхаков С.П., Андреев Д.Н. и др. Рекомендации Российской гастроэнтерологической ассоциации по клиническому применению манометрии высокого разрешения при заболеваниях пищевода. *Российский журнал гастроэнтерологии, гепатологии, колопроктологии*. 2020;30(3):61–88. [Ivashkin V.T., Mayev I.V., Trukhmanov A.S., Storonova O.A., Abdulkhakov S.A., Andreev D.N., et al. Recommendations of the Russian Gastroenterological Association on clinical use of high-resolution manometry in diagnosis of esophageal disorders. *Russian Journal of Gastroenterology, Hepatology, Coloproctology*. 2020;30(3):61–88. (In Russ.)]. DOI: 10.22416/1382-4376-2020-30-3-61-88
  18. Yadlapati R., Kahrilas P.J., Fox M.R., Bredenoord A.J., Prakash Gyawali C., Roman S., et al. Esophageal motility disorders on high-resolution manometry: Chicago classification version 4.0<sup>®</sup>. *Neurogastroenterol Motil*. 2021;33(1):e14058. DOI: 10.1111/nmo.14058
  19. Vaezi M.F., Pandolfino J.E., Yadlapati R.H., Greer K.B., Kavitt R.T. ACG clinical guidelines: Diagnosis and management of achalasia. *American Journal of Gastroenterology*. 2020;115(9):1393–411. DOI: 10.14309/ajg.0000000000000731
  20. Oude Nijhuis R.A.B., Zaninotto G., Roman S., Boeckxstaens G.E., Fockens P., Langendam M.W., et al. European guidelines on achalasia: United European Gastroenterology and European Society of Neurogastroenterology and Motility recommendations. *United European Gastroenterol J*. 2020;8(1):13–33. DOI: 10.1177/2050640620903213
  21. Roman S., Huot L., Zerbib F., Bruley des Varannes S., Gourcerol G., Coffin B., et al. High-resolution manometry improves the diagnosis of esophageal motility disorders in patients with dysphagia: A randomized multicenter study. *Am J Gastroenterol*. 2016;111(3):372–80. DOI: 10.1038/ajg.2016.1
  22. Tack J., Pauwels A., Roman S., Savarino E., Smout A.; ESNM HRM consensus group. European Society for Neurogastroenterology and Motility (ESNM) recommendations for the use of high-resolution manometry of the esophagus. *Neurogastroenterol Motil*. 2021;33(5):e14043. DOI: 10.1111/nmo.14043
  23. Savarino E., de Bortoli N., Bellini M., Galeazzi F., Ribolsi M., Salvador R., et al. Practice guidelines on the use of esophageal manometry – A GISMAD-SIGE-AIGO medical position statement. *Dig Liver Dis*. 2016;48(10):1124–35. DOI: 10.1016/j.dld.2016.06.021
  24. Yamasaki T., Tomita T., Mori S., Takimoto M., Tamura A., Hara K., et al. Esophagography in patients with esophageal achalasia diagnosed with high-resolution esophageal manometry. *J Neurogastroenterol Motil*. 2018;24(3):403–9. DOI: 10.5056/jnm17147
  25. Ивашкин В.Т., Трухманов А.С., Годжелло Э.А., Маев И.В., Евсютина Ю.В., Лапина Т.Л. и др. Рекомендации Российской гастроэнтерологической ассоциации по диагностике и лечению ахалазии кардии и кардиоспазма. *Российский журнал гастроэнтерологии, гепатологии, колопроктологии*. 2016;26(4):36–54. [Ivashkin V.T., Trukhmanov A.S., Godzhello E.A., Mayev I.V., Evsytina Yu.V., Lapina T.L., et al. Diagnostics and treatment of cardiac achalasia and cardiospasm: Guidelines of the Russian gastroenterological association. *Russian Journal of Gastroenterology, Hepatology, Coloproctology*. 2016;26(4):36–54. (In Russ.)]. DOI: 10.22416/1382-4376-2016-4-36-54
  26. Анищенко В.В., Ковган Ю.М., Платонов П.А. Обзор современных тенденций диагностики, консервативного и хирургического лечения ахалазии кардии. *Journal of Siberian Medical Sciences*. 2015;5:33. [Anishchenko V.V., Kovgan Y.M., Platonov P.A. Review of modern trends of diagnostics, conservative and surgical treatments at achalasia of cardia. *Journal of Siberian Medical Sciences*. 2015;5:33. (In Russ.)].
  27. Jung D.H., Park H. Is gastroesophageal reflux disease and achalasia coincident or not? *J Neurogastroenterol Motil*. 2017;23(1):5–8. DOI: 10.5056/jnm16121

### Сведения об авторах

**Сторонова Ольга Андреевна\*** — кандидат медицинских наук, врач отделения функциональной диагностики Клиники пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и гепатологии им. В.Х. Василенко, ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова» Министерства здравоохранения Российской Федерации (Сеченовский Университет). Контактная информация: storonova\_o\_a@staff.sechenov.ru; 119435, г. Москва, ул. Погодинская, 1, стр. 1. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0960-1166>

### Information about the authors

**Olga A. Storonova\*** — Cand. Sci. (Med.), Physician of the Functional Diagnostics Department, V.Kh. Vasilenko Clinic of Internal Diseases Propaedeutics, Gastroenterology and Hepatology, I.M. Sechenov First State Medical University (Sechenov University). Contact information: storonova\_o\_a@staff.sechenov.ru; 119435, Moscow, Pogodinskaya str., 1, build. 1. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0960-1166>

\* Автор, ответственный за переписку / Corresponding author

**Каневский Николай Игоревич** — ординатор кафедры пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и гепатологии, ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный университет им. И.М. Сеченова» Министерства здравоохранения Российской Федерации (Сеченовский Университет).  
Контактная информация: kanevskiy\_n\_i@student.sechenov.ru; 119435, г. Москва, ул. Погодинская, 1, стр. 1.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4322-0110>

**Трухманов Александр Сергеевич** — доктор медицинских наук, профессор кафедры пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и гепатологии, ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный университет им. И.М. Сеченова» Министерства здравоохранения Российской Федерации (Сеченовский Университет).  
Контактная информация: trukhmanov\_a\_s@staff.sechenov.ru; 119435, г. Москва, ул. Погодинская, 1, стр. 1.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3362-2968>

**Ивашкин Владимир Трофимович** — доктор медицинских наук, профессор, академик РАН, заведующий кафедрой пропедевтики внутренних болезней, гастроэнтерологии и гепатологии, ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный университет им. И.М. Сеченова» Министерства здравоохранения Российской Федерации (Сеченовский Университет).  
Контактная информация: ivashkin\_v\_t@staff.sechenov.ru; 119435, г. Москва, ул. Погодинская, 1, стр. 1.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6815-6015>

**Nikolai I. Kanevskii** — Resident at the Department of Internal Disease Propaedeutics, Gastroenterology and Hepatology, I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University).  
Contact information: kanevskiy\_n\_i@student.sechenov.ru; 119435, Moscow, Pogodinskaya str., 1, build. 1.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4322-0110>

**Alexander S. Trukhmanov** — Dr. Sci. (Med.), Professor at the Department of Internal Disease Propaedeutics, Gastroenterology and Hepatology, I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University).  
Contact information: alexander.trukhmanov@gmail.com; 119435, Moscow, Pogodinskaya str., 1, build. 1.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3362-2968>

**Vladimir T. Ivashkin** — Dr. Sci. (Med.), Professor, Academician of the Russian Academy of Sciences, Head of the Department of Propaedeutics of Internal Diseases, Gastroenterology and Hepatology, I.M. Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University).  
Contact information: ivashkin\_v\_t@staff.sechenov.ru; 119435, Moscow, Pogodinskaya str., 1, build. 1.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6815-6015>

Поступила: 24.04.2024 Принята: 30.06.2024 Опубликовано: 31.10.2024  
Submitted: 24.04.2024 Accepted: 30.06.2024 Published: 31.10.2024