

В данном редком наблюдении инсульт сопровождался высоким уровнем глюкозы в крови (до 20 ммоль/л), двукратным повышением АД с последующей стабилизацией на 130/80 мм рт. ст.

Восстановление моторики началось на второй неделе от момента инсульта при подкожном введении инсулина (Новорапит) 10–18 ЕД и два раза в сутки Левемир 14 ЕД.

На 3-й неделе предпринята попытка перевода на длинный инсулин два раза в сутки + Диабетон в таблетках три раза в сутки.

Переведена на второй этап реабилитации с улучшением.

Выводы

1. Предвестником инсульта является появление «электрической дуги» у виска на стороне поражения.
2. Нутритивная коррекция играет существенную роль в реабилитации пациента с инсультом ствола и мозжечковой зоны.
3. Активизация таких пациентов целесообразна уже в раннем постинсультном периоде.

Статья поступила / Received 30.03.2022
Получена после рецензирования / Revised 13.05.2022
Принята в печать / Accepted 20.05.2022

Сведения об авторах

Дегтерев Даниил Александрович, к.м.н., зав. отделением неврологии¹
Костюченко Людмила Николаевна, д.м.н., проф., зав. лабораторией нутрициологии¹
Подкопаев Дмитрий Викторович, к.м.н., кафедра паллиативной медицины²
Лысков Юрий Александрович, к.м.н.³
Лычкова Алла Эдуардовна, д.м.н., зав. отделом патентно-изобретательской работы¹

¹ГБУЗ «Московский клинический научно-практический центр имени А. С. Логинова Департамента здравоохранения Москвы»

²ФГБОУ ВО «Московский государственный медико-стоматологический университет имени А. И. Евдокимова» Минздрава России, Москва

³ФГБУН «Федеральный исследовательский центр питания и биотехнологии», Москва

About authors

Degterev Daniil A., PhD Med, head of Dept of Neurology¹
Kostyuchenko Lyudmila N., DM Sci (habil.), professor, head of Laboratory of Nutrition¹
Podkopaev Dmitry V., PhD Med, Dept of Palliative Medicine²
Lysikov Yury A., PhD Med³
Lychkova Alla E., DM Sci (habil.), head of Dept of Patent and Inventive Work¹

¹Moscow Clinical Scientific and Practical Centre n.a. A.S. Loginov, Moscow, Russia

²Moscow State University of Medicine and Dentistry n.a. A.I. Evdokimov, Moscow, Russia

³Federal Research Centre for Nutrition and Biotechnology, Moscow, Russia

DOI: 10.33667/2078-5631-2022-12-27-33

Искусственный интеллект в диагностике хронического гастрита, инфекции *Helicobacter pylori* и функциональной диспепсии

Ю. П. Успенский^{1,2}, Н. В. Барышникова^{1,2,3}, А. А. Ершова⁴

¹ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный педиатрический медицинский университет» Минздрава России, Санкт-Петербург

²ФГБОУ ВО «Первый Санкт-Петербургский государственный медицинский университет имени академика И. П. Павлова» Минздрава России, Санкт-Петербург

³ФГБНУ «Институт экспериментальной медицины», Санкт-Петербург

⁴ФГБОУ ВО «Уральский государственный медицинский университет» Минздрава России, Екатеринбург

РЕЗЮМЕ

Заболевания верхних отделов пищеварительного тракта являются чрезвычайно распространенной патологией и имеют не только медицинское, но и социальное значение, так как часто возникают у молодых людей трудоспособного возраста. В статье представлен обзор современных данных литературы о возможностях искусственного интеллекта в диагностике и лечении хронического гастрита, в том числе с признаками атрофии, инфекции *Helicobacter pylori* и функциональной диспепсии. Собранные данные различных исследований, демонстрирующие эффективность работы различных нейронных сетей в диагностике этих заболеваний.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: искусственный интеллект, сверточная нейронная сеть, хронический гастрит, диспепсия, *Helicobacter pylori*.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Artificial intelligence in diagnostic of chronic gastritis, *Helicobacter pylori* infection and functional dyspepsia

Yu. P. Uspenskiy^{1,2}, N. V. Baryshnikova^{1,2,3}, A. A. Ershova⁴

¹Saint Petersburg State Pediatric Medical University, Saint Petersburg, Russia

²First Saint Petersburg State Medical University n.a. academician I.P. Pavlov, Saint Petersburg, Russia

³Institute of Experimental Medicine, Saint Petersburg, Russia

⁴Ural State Medical University, Yekaterinburg, Russia

SUMMARY

Diseases of the upper digestive tract are an extremely common pathology and have not only medical, but also social significance, because they often occur in young people of working age. The article presents an overview of current literature data on the capabilities of artificial intelligence in the diagnosis and treatment of chronic gastritis, including those with signs of atrophy, *Helicobacter pylori* infection and functional dyspepsia. Collected data from various studies demonstrating the effectiveness of different neural networks in the diagnosis of these diseases.

KEY WORDS: artificial intelligence, neural network, chronic gastritis, dyspepsia, *Helicobacter pylori*.

CONFLICT OF INTEREST. The authors declare no conflict of interest.

Функциональная диспепсия (ФД) и хронический гастрит – это два разных понятия, характеризующих патологию верхних отделов желудочно-кишечного тракта (ЖКТ). Высокая распространенность, а также определенные трудности в лечении этих заболеваний, например трудность достижения стойкой ремиссии, делает их детальное изучение чрезвычайно актуальным. Другим важным вопросом в лечении хронического гастрита и диспепсии являются диспептические симптомы, связанные с *Helicobacter pylori* (*H. pylori*). Поэтому актуально разграничение понятий: *H. pylori*-ассоциированная диспепсия и ФД.

Искусственный интеллект и хронический гастрит

Хронический гастрит (ХГ) – это полиэтиологическое заболевание. Наилучшей классификацией CG является адаптированная классификация, предложенная в соответствии с Киотским консенсусом [1]. Одним из наиболее распространенных и актуальных типов ХГ является гастрит, ассоциированный с *H. pylori*. Согласно международному стандарту *H. pylori*-ассоциированный ХГ является инфекционным заболеванием и требует использования эрадикационной терапии в качестве основного варианта лечения. Кроме того, поскольку этот микроорганизм считается канцерогеном первого порядка, своевременно и адекватно проведенная антихеликобактерная терапия может рассматриваться как метод ранней профилактики рака желудка [1, 2].

Интеллект многих экспертов (человеческий интеллект) создал основные рекомендации по лечению инфекции *H. pylori*. Это рекомендации V Маастрихтского консенсуса и Киотского консенсуса [1, 2]. Согласно V Маастрихтскому консенсусу, для регионов с низкой и высокой устойчивостью *H. pylori* к кларитромицину предлагаются различные схемы лечения [2]. Продолжение приема ингибиторов протонной помпы (ИПП) после завершения курса антибактериальных препаратов оправданно в случае язвы желудка, а осложненные язвы не рекомендуются, но в случае неосложненных язв двенадцатиперстной кишки. Использование пробиотиков и пребиотиков в схемах эрадикации является актуальным, поскольку некоторые из них показали многообещающие результаты при использовании в качестве адъювантной терапии (снижение частоты побочных эффектов) [2].

Для лучшей и более простой диагностики ХГ, хронического атрофического гастрита (ХАГ) и предраковых поражений в случае нелеченого гастрита, ассоциированного с *H. pylori*, мы можем использовать искусственный

интеллект (табл. 1) [3]. Искусственный интеллект – это машинный интеллект, который впервые появился в 1956 году. Термин «искусственный интеллект» (ИИ) обычно использовался для описания машин (или компьютеров), которые имитируют человеческие когнитивные функции (например, обучение и решение проблем), связанные с человеческим мышлением [3]. ИИ имеет иерархию из четырех подтипов (доменов) [18].

1. Искусственный интеллект (artificial intelligence) – алгоритмы, выполняющие задачи, которые обычно требуют человеческого интеллекта, например процесс диагностики.
2. Машинное обучение (machine learning) – подтип искусственного интеллекта, в котором алгоритмы обучаются выполнению задач путем изучения шаблонов из данных, а не путем явного программирования, например диагностического алгоритма.
3. Обучение представлению (representation learning) – подтип машинного обучения, при котором алгоритмы самостоятельно изучают наилучшие функции, необходимые для классификации данных.
4. Глубокое обучение (deep learning) – тип обучения представлению, при котором алгоритмы изучают композицию признаков, отражающих иерархию структур в данных, и обеспечивают вывод детальной классификации изображений.

Искусственный интеллект может быть использован в качестве метода оптимизации эндоскопической диагностики ХГ в сочетании с верификацией *H. pylori*. Это является актуальным, поскольку чувствительность рутинной эндоскопической диагностики ХАГ составляет всего 42%, а многоточечная биопсия (четыре-пять или более биопсий) не всегда доступна [11]. В рандомизированном контролируемом исследовании WISENSE – сверточная нейронная сеть (СНС) сравнивалась с обычной диагностикой (в группе WISENSE и контрольной группе было проанализировано 153 и 150 пациентов соответственно). В результате было показано, что группа WISENSE имеет более низкий уровень частоты слепых пятен по сравнению с контролем (5,86% против 22,46%; $p < 0,001$) и обеспечивает более точную диагностику ХГ по эндоскопическим данным [4].

В научной работе Y. Zhang и соавт. (2020) было исследовано 5470 изображений антрального отдела желудка 1699 пациентов. Из них на 3042 изображениях был изображен атрофический гастрит, а на 2428 – нет. Ученые разработали

Таблица 1

Применение искусственного интеллекта для диагностики хронического гастрита и инфекции *Helicobacter pylori* [3, с дополнениями]

Первый автор, год публикации исследования	Тип искусственного интеллекта	Количество исследованных субъектов / данных	Работа искусственного интеллекта и результат
Wu L. и соавт., 2019 [4]	WISENSE – сверточная нейронная сеть	324 пациента: 153 пациента были проанализированы в WISENSE, а 150 – с помощью рутинной диагностики	Оптимизация эндоскопической диагностики хронического гастрита. Частота слепых пятен была ниже в группе WISENSE по сравнению с контролем (5,86% против 22,46%; $p < 0,001$), а средняя разница составила 15,39% (95% ДИ: -19,23 ... -11,54)
Takiyama H. и соавт., 2018 [5]	Сверточная нейронная сеть	Обучающий набор: 27335 изображений от 1750 пациентов. Набор для проверки: 17081 изображение от 435 пациентов	Анализ изображения верхней части желудочно-кишечного тракта. Площадь под рабочими характеристиками приемника (AUROC): 0,99 для распознавания желудка и двенадцатиперстной кишки
Huang C.R. и соавт., 2004 [6]	Усовершенствованный выбор объектов с помощью нейронной сети	Обучающий набор: 30 пациентов. Набор тестов: 74 пациента	Диагностика инфекции <i>H. pylori</i> . Чувствительность: 85,4%, специфичность: 90,9%
Shichijo S. и соавт., 2017 [7]	Сверточная нейронная сеть	Обучающий набор: CHC1: 32208 изображений; CHC2: изображения, классифицированные в соответствии с восемью различными местоположениями в желудке. Набор тестов: 11481 изображение от 397 пациентов	Диагностика инфекции <i>H. pylori</i> . Точность: 87,7%, чувствительность: 88,9%, специфичность: 87,4%, время диагностики: 194 с
Itoh T. и соавт., 2018 [8]	Сверточная нейронная сеть	Обучающий набор: 149 изображений (596 изображений с помощью увеличения данных). Тестовый набор: 30 изображений	Диагностика инфекции <i>H. pylori</i> . AUROC: 0,956, чувствительность: 86,7%, специфичность: 86,7%
Nakashima H. и соавт. 2018 [9]	Сверточная нейронная сеть	222 пациента (обучающий набор: 162, тестовый набор: 60)	Диагностика инфекции <i>H. pylori</i> . AUROC: 0,96 (синяя лазерная визуализация – яркая), 0,95 (связанная цветная визуализация)
Zheng W. и соавт., 2019 [10]	Сверточная нейронная сеть	Из 1959 пациентов, в том числе 847 с инфекцией <i>H. pylori</i> (11729 изображений желудка), были отнесены к когорте деривации, а 452, в том числе 310 с инфекцией <i>H. pylori</i> (3755 изображений), были отнесены к когорте валидации	Диагностика инфекции <i>H. pylori</i> . Чувствительность, специфичность и точность CHC: 91,6% (95% ДИ: 88,0–94,4%), 98,6% (95% ДИ: 95,0–99,8%) и 93,8% (95% ДИ: 91,2–95,8%) соответственно
Zhang Y. и соавт., 2020 [11]	Сверточная нейронная сеть – модель хронического атрофического гастрита	5470 изображений антрального отдела желудка у 1699 пациентов. На 3042 изображениях был изображен атрофический гастрит, а на 2428 – нет	Изображения антрального отдела желудка: обнаружение атрофии. Диагностическая точность, чувствительность и специфичность составили 0,942, 0,945 и 0,940 соответственно, что было выше, чем у экспертов. Частота выявления легкого, умеренного и тяжелого атрофического гастрита составила 93, 95 и 99% соответственно
Kanai M. и соавт., 2020 [12]	Модель хронического атрофического гастрита, основанная на глубоком обучении	815 рентгеновских снимков желудка, полученных от 815 испытуемых	Диагностика хронического атрофического гастрита. Среднее гармоническое значение чувствительности и специфичности обнаружения ХАГ составило $0,955 \pm 0,002$ и $0,963 \pm 0,004$ соответственно
Luo H. и соавт., 2019 [13]	Диагностическая система искусственного интеллекта желудочно-кишечного тракта	Многоцентровое исследование «случай – контроль» с 1102 онкологическими заболеваниями и 3430 контрольными изображениями от 175 случайно выбранных пациентов и сравнением с результатами работы людей – эндоскопистов	Диагностика хронического гастрита и рака желудка. Диагностическая точность системы составила более 90% во всех наборах данных; чувствительность была аналогична чувствительности экспертов-эндоскопистов (0,942 [95% ДИ: 0,924–0,957] против 0,945 [95% ДИ: 0,927–0,959]; $p > 0,050$) и превосходит эндоскопистов-стажеров (0,722; 95% ДИ: 0,691–0,752; $p > 0,001$)
Guimarães P. и соавт., 2020 [14]	Обнаружение на основе глубокого обучения	Первый набор данных: 200 реальных изображений пациентов с гистологически подтвержденным атрофическим гастритом и без него (по 100 изображений). Второй набор данных – 70 изображений (30 – с атрофией; 40 – без атрофии)	Выявление хронического атрофического гастрита и предраковых состояний желудка по изображениям проксимального отдела желудка и дистального отдела желудка. Сбалансированная точность была значительно ниже у эндоскопистов по сравнению с подходом, основанным на глубоком обучении ($p = 0,030$)
Lahner E. и соавт., 2005 [15]	Искусственные нейронные сети	350 пациентов (разделенных несколько раз на тренировочный и тестовый наборы поровну)	Распознавание атрофического гастрита тела желудка. Точность: 96,6; 98,8; 98,4; 91,3 и 97,7% (эксперименты 1–5 соответственно)
Horiuchi Y. и соавт., 2020 [16]	22-слойная сверточная нейронная сеть	1492 эндоскопических изображения раннего рака желудка и 1078 изображений гастрита	Выявление раннего рака желудка и гастрита. Точность, чувствительность, специфичность составили 85,3; 95,4; 71,0% соответственно
Ma B. и соавт., 2020 [17]	Сверточная нейронная сеть	Гистологические изображения: 338 – нормальная ткань желудка 118 – хронический гастрит, 307 – рак желудка кишечного типа	Разница между нормальной слизистой оболочкой желудка, гастритом, раком желудка. Модель: нормальный → хронический гастрит → рак желудка. Уровень точности достиг 98,4 и 94,5%

и обучили сверточную нейронную сеть – модель хронического атрофического гастрита для точной диагностики атрофического гастрита, проверенную пятикратной перекрестной проверкой. Более того, диагнозы модели глубокого обучения были сопоставлены с диагнозами трех экспертов. В результате диагностическая точность, чувствительность и специфичность модели сверточной нейронной сети – хронического атрофического гастрита при диагностике атрофического гастрита составили 0,942, 0,945 и 0,940 соответственно, что было выше, чем у экспертов. Частота выявления легкого, умеренного и тяжелого атрофического гастрита составила 93, 95 и 99% соответственно [11].

М. Kanaï и соавт. (2020) оценили работу автоматической оценки областей желудка с помощью модели, основанной на глубоком обучении, для выявления хронического атрофического гастрита (ХАГ) [12]. Ученые использовали 815 рентгеновских снимков желудка (РС), полученных от 815 испытуемых. Основой этого исследования были диагностические результаты рентгенологических и эндоскопических исследований. В результате среднее гармоническое значение чувствительности и специфичности обнаружения ХАГ с помощью ИИ составило $0,955 \pm 0,002$ и $0,963 \pm 0,004$ соответственно. Кроме того, автоматическая оценка отделов желудка способствует снижению рабочей нагрузки врача по анализу результатов обследований для точного обнаружения ХАГ – специалисту нужно будет оценить только те снимки, которые не смогла оценить система. У авторов данной работы число таких снимков было равно 40 (4,9%) [12].

В нескольких исследованиях оценивалась роль алгоритмов СНС для выявления ХАГ в рамках программы по раннему выявлению предраковых изменений в желудке и первичной профилактике рака желудка [19, 20, 21]. Система СНС смогла обнаружить хронический атрофический гастрит по изображениям проксимального отдела желудка и дистального отдела желудка [14].

Интересное исследование было проведено Н. Luo и соавт. в 2019 году. Они создали систему, названную исследователями «Диагностическая система искусственного интеллекта желудочно-кишечного тракта» и предоставленную участвующим учреждениям через облачную платформу искусственного интеллекта, которая была протестирована в многоцентровом исследовании «случай – контроль» с 1102 онкологическими заболеваниями и 3430 контрольными изображениями от 175 случайно выбранных пациентов. Работа системы сравнивалась с работой эндоскопистов – людей. Диагностическая точность системы составляла более 90% во всех наборах данных. Чувствительность была аналогична чувствительности опытных эндоскопистов (0,942 [95% ДИ: 0,924–0,957] против 0,945 [95% ДИ: 0,927–0,959]; $p > 0,05$) и превосходила чувствительность эндоскопистов-стажеров (0,722; 95% ДИ: 0,691–0,752; $p < 0,001$). Авторы предполагают, что эта система может быть использована, чтобы помочь неспециалистам и начинающим эндоскопистам улучшить выявление рака желудка [13].

Таки образом, ИИ помогает в диагностике хронического гастрита, в том числе атрофического. Лечение этих заболеваний обычно проводится в соответствии с рекомендациями экспертов, в зависимости от наличия или отсутствия инфекции *H. pylori*.

Искусственный интеллект и инфекция *Helicobacter pylori*

В настоящее время доступны методы выявления *H. pylori*, которые могут быть объединены с системами искусственного интеллекта для получения информации о слизистой оболочке желудка и раннего выявления рака желудка [22]. Точкой приложения действия ИИ может быть эндоскопическая диагностика *H. pylori*. Этот метод диагностики инфекции *H. pylori* основан на оценке слизистой оболочки и требует анализа нескольких (около 50–60) изображений и связан со сложным обучением. Искусственный интеллект может быть полезен для распознавания образов на эндоскопических изображениях.

В исследовании S. Shichijo и соавт. (2017) 22-слойная СНС была применена к обучающему набору данных из 32208 изображений желудка (1750 пациентов) по данным эндоскопического исследования верхних отделов ЖКТ и проспективному валидационному набору из 11481 изображения (397 пациентов). Работа сети сравнивалась со слепой оценкой 33 опытных гастроэнтерологов – эндоскопистов [7]. Было отмечено, что СНС обладает диагностической точностью обнаружения *H. pylori*, аналогичной точности опытных эндоскопистов, но на 12,1% выше, чем у начинающих эндоскопистов. Авторы сообщили о точности, чувствительности и специфичности сети в 87,7% (95% ДИ: 84,0–90,7), 88,9% (95% ДИ: 79,3–95,1) и 87,4% (95% ДИ: 83,3–90,8) соответственно. Подобный подход не совсем четко коррелирует со стратегией *test and treat* («тестируй и лечи») V Маастрихтского консенсуса [2], так как эта стратегия не требует проведения эндоскопии для широкого круга пациентов (проводится дыхательный уреазный тест или определение антигена микроорганизма в кале у пациентов с диспепсическим жалобами). Тем не менее эндоскопическое выявление *H. pylori* с помощью СНС может быть полезно в случаях, когда необходимо выполнить эндоскопию верхних отделов желудочно-кишечного тракта.

В другом исследовании оценивалась роль СНС аналогичной архитектуры в диагностике *H. pylori* при скрининге эндоскопических изображений малой кривизны желудка, полученных во время трансназальной эндоскопии, с использованием базы данных из 179 изображений (набор для разработки 149 изображений и набор для проверки 30 изображений). Чувствительность и специфичность работы данной сети составили 86,7% [8].

Еще один алгоритм СНС, основанный на изменениях слизистой оболочки желудка, был применен к большой популяции больных ($n = 1959$ пациентов; $8,3 \pm 3,3$ изображения на пациента; распространенность *H. pylori* – 56%), подвергшейся эндоскопическому исследованию желудка с биопсией. Используя архивные эндоскопические изображения, СНС достигла точности диагностики *H. pylori* в 93,8% (95% ДИ: 91,2–95,8) [11].

Одним из актуальных вопросов в точности эндоскопической диагностики с СНС является дифференциация изменений слизистой оболочки желудка из-за активной инфекции *H. pylori* и изменений слизистой оболочки желудка после ликвидации инфекции. Используя модель СНС на эндоскопических изображениях желудка ($n = 98564$), Shichijo и соавт. [23] классифицировали паци-

Таблица 2

Применение искусственного интеллекта для диагностики функциональной диспепсии

Первый автор, год публикации исследования	Тип искусственного интеллекта	Количество исследованных субъектов / данных	Работа искусственного интеллекта и результат
Andriulli A. и соавт., 2007 [25]	Искусственные нейронные сети	86 зарегистрированных особенностей 101 пациента с диспепсией	Диагностика неуточненной диспепсии. У пациентов с функциональной диспепсией показатель точности составил 90%
Andriulli A. и соавт., 2003 [26]	Искусственные нейронные сети и линейный дискриминантный анализ	860 пациентов с неуточненной диспепсией	Диагностика неуточненной диспепсии. Для органической диспепсии специфичность – 87,6%, для функциональной диспепсии чувствительность – 83,4%
Sáenz Bajo N. и соавт., 2002 [27]	Нейронная сеть на основе многослойного персептрона	81 пациент с диагнозом «диспепсия»	Дифференциация между FD и органической диспепсией. 81 % пациентов были правильно классифицированы, с отрицательным значением предиктора – 90% и положительным значением предиктора – 80%

ентов как отрицательных, положительных и успешно прошедших эрадикацию с точностью 80, 48 и 84 % соответственно. Учитывая, что паттерны гастрита *H. pylori* различны в западных (преимущественное поражение антрального отдела желудка) и восточных странах (преимущественное поражение тела желудка), эти алгоритмы, вероятно, будут специфичны для популяции, в которой они были изучены [7].

Можно сделать вывод, что при необходимости выполнения эндоскопического исследования желудка у пациентов с диспепсией можно использовать искусственный интеллект для диагностики *H. pylori*. Если не нужно проводить эндоскопию, можно использовать стандартные методы диагностики инфекции – уреазный дыхательный тест, анализ антигена *H. pylori* в кале или другие доступные методы.

Диспепсия, функциональная диспепсия и инфекция *Helicobacter pylori*

Всех пациентов с диспепсией можно разделить на две группы.

1. **Вторичная диспепсия.** Пациенты с органической, системной или метаболической причиной развития симптомов, которые могут быть выявлены с помощью традиционных методов диагностики, и состояние пациента улучшается после устранения причинного фактора или улучшения течения заболевания (например, язвенная болезнь, рак желудка, заболевания панкреато-билиарной системы, лечение эндокринных расстройств и т. д.). Диспепсия, ассоциированная с *H. pylori*, также рассматривается как форма вторичной диспепсии.
2. **Функциональная диспепсия.** Концепция ФД определяется IV Римскими критериями (интеллект экспертов) [24], но представленный диагностический алгоритм дифференциальной диагностики у пациентов с диспепсией является большим и сложным.

Вместе с тем существует новая концепция диагностики диспепсии с использованием искусственного интеллекта (табл. 2). Ученые исследовали вклад искусственных нейронных сетей (ИНС) в обеспечение надлежащей интерпретации жалоб и клинических характеристик пациентов с диспепсией. Принимая во внимание все 86 зарегистрированных признаков 101 пациента с диспепсией, общая прогностическая способность ИНС в отделении органического заболева-

ния от функционального составила 74,2% и увеличилась до 85,0%, когда были проанализированы только 55 входных переменных с наилучшими показателями. ИНС показали гораздо лучшие результаты при диагностике функциональной диспепсии (точность 90%), у пациентов с органическим заболеванием точность диагностики составила 80%. У пациентов с неуточненной диспепсией ИНС обнаружила уникальную комбинацию социально-экологических данных, анамнеза, факторов риска органических заболеваний и жалоб со стороны органов пищеварения, которые пациенты предъявляли на приеме. Обладая этой способностью, ИНС может быть использована для оказания помощи в классификации пациентов с неуточненной диспепсией [25].

A. Andriulli и соавт. изучили симптомы, о которых сообщили пациенты с неуточненной диспепсией, и классифицировали их с помощью ИИ на органическую диспепсию или функциональную диспепсию (первый эксперимент) или *H. pylori*-ассоциированную диспепсию (второй эксперимент). Они сравнили производительность искусственных нейронных сетей и линейного дискриминантного анализа в двух экспериментах с базой данных, включающей социально-демографические характеристики, анамнез болезни, симптомы тревоги и жалобы при осмотре 860 пациентов с неуточненной диспепсией, включенных в крупное многоцентровое обсервационное исследование. В первом эксперименте лучший прогноз для органического заболевания был дан моделью Sine Net (специфичность 87,6%, ошибка в диагнозе у 13 пациентов), а лучший прогноз для функциональной диспепсии – моделью FF Bp (чувствительность 83,4% при ошибке в диагнозе у 56 пациентов). Самая высокая глобальная точность линейного дискриминантного анализа составила 65,1%, при этом 150 пациентов были неправильно классифицированы. Во втором эксперименте самая высокая прогностическая эффективность была обеспечена моделью SelfDASn: все инфицированные пациенты, у которых после успешного лечения не было симптомов, были правильно классифицированы, тогда как при прогнозировании пациентов, которым такая терапия не принесла пользы, было допущено девять ошибок. Самый высокий глобальный показатель линейного дискриминантного анализа составил 53,2%, при этом 37 пациентов были неправильно классифицированы [26].

В другой работе подробно описаны нейроэволюционные алгоритмы и их применение в двух выбранных реальных случаях. Первое приложение решает проблему классификации функциональной и диспепсии; второе относится к проблеме

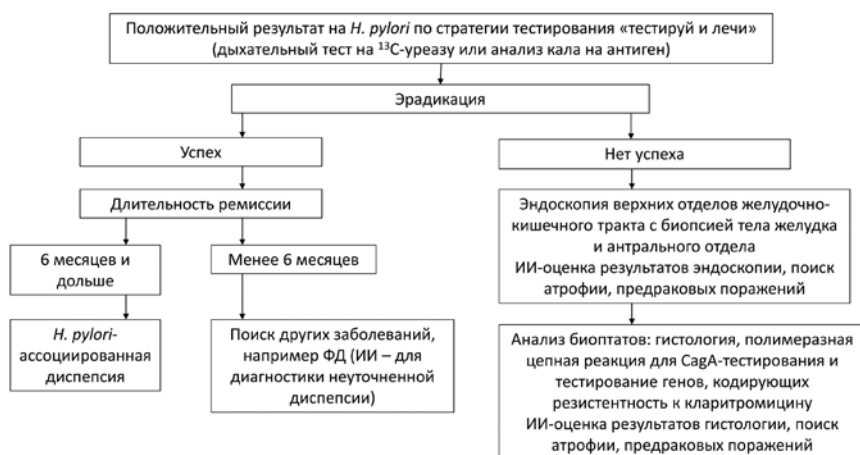


Рисунок 1. Алгоритм ведения пациентов с диспепсией, ассоциированной с *Helicobacter pylori* (с использованием искусственного интеллекта).



Рисунок 2. Алгоритм лечения различных видов функциональной диспепсии (ФД) (с использованием искусственного интеллекта).

прогнозирования результатов 6-месячного наблюдения у пациентов с диспепсией, получавших эрадикационную терапию *H. pylori*. База данных, созданная в результате многоцентрового обсервационного исследования, проведенного в Италии исследовательской группой NUD-look, предоставила изученный материал: данные эндоскопического исследования верхних отделов желудочно-кишечного тракта 861 пациента с ранее не исследованной диспепсией, собранные из 42 центров Эндоскопической службы Италии. Предлагаемый алгоритм использует методы, основанные на передовых нейроразвивающихся системах, и структурирован по этапам и шагам. Подробно описаны использование специфического выбора входных данных и методов обучения и тестирования вместе с алгоритмом генетического допинга, а также шаги, предпринятые на двух этапах протокола тестирования и оптимизации. Что касается результатов точности, то во время оптимизации было достигнуто значение 79,64% со средними контрольными значениями 64,90% для линейного дискриминантного анализа (linear discriminant analysis) и 68,15% для многослойного персептрона (multi layer perceptron) для задачи классификации. Во время оптимизации для задачи прогнозирования было достигнуто значение 88,61% со средними контрольными значениями 49,32% для линейного дискриминантного анализа и 70,05% для многослойного персептрона [28].

Важной проблемой является разделение понятий «функциональная диспепсия» и «диспепсия, связанная с *H. pylori*». Это может быть решено с помощью простого алгоритма, который был создан с помощью человеческого интеллекта. Согласно Киотскому консенсусу алгоритм ведения пациентов с диспепсией должен, во-первых, подтверждать наличие или отсутствие инфекции *H. pylori*,

а во-вторых, оценивать продолжительность ремиссии после эрадикации [1]. Также возможно использовать алгоритм ведения пациентов с диспепсией, ассоциированной с *H. pylori*, с применением искусственного интеллекта (рис. 1).

Точки приложения ИИ в классическом алгоритме лечения различных типов ФД (синдром боли в эпигастрии и постпрандиальный дистресс синдром), описанном в Римских критериях IV, представлены на рисунке 2 [24].

Прогноз наступления стойкой ремиссии при *H. pylori*-ассоциированном гастрите несколько лучше, чем при функциональной диспепсии, которая у большинства пациентов протекает в течение длительного времени с чередованием эпизодов обострения и ремиссии. У некоторых пациентов с ФД симптомы не прекращаются в течение длительного времени, поэтому пациенты часто обращаются за медицинской помощью, а большинство лекарств, используемых при лечении пациентов этой категории, недостаточно эффективны. При *H. pylori*-ассоциированном гастрите существует еще одна проблема – риск повторного заражения инфекцией, что приводит к возобновлению жалоб, а также к более высокому риску рака желудка.

Внедрение технологий искусственного интеллекта в эндоскопическую диагностику желудочно-кишечного тракта может благоприятно повлиять на клиническую практику и повысить эффективность и точность современных методов диагностики. Для диагностики типа заболевания у пациентов с диспепсией (хронический гастрит, хронический атрофический гастрит, функциональная диспепсия) перспективно использовать комбинацию рутинных методов диагностики и искусственного интеллекта. Это может значительно снизить нагрузку на врачей-эндоскопистов, упростить процедуры диагностики и снизить затраты для врачей и пациентов. Применение алгоритмов ИИ у пациентов с неуточненной диспепсией может иметь потенциал для классификации пациентов, страдающих органической или функциональной диспепсией, а также для выявления всех пациентов с диспепсией, инфицированных *H. pylori*, для выбора

наилучшего алгоритма лечения для каждого человека – ИПП, прокинетики, анксиолитики или эрадикационная терапия. Таким образом, мы можем использовать ИИ у пациентов с ХГ и ФД для решения проблемы классификации, для глубокого анализа эндоскопических и гистологических данных, для принятия решений о необходимости эндоскопии, для выбора терапии, для улучшения процесса сбора данных. Вопрос оптимизации подходов к лечению этих категорий пациентов остается чрезвычайно актуальным. Для создания эффективных и безопасных схем и алгоритмов лечения необходимо использовать человеческий интеллект, искусственный интеллект и метод персонификации при лечении пациентов.

Список литературы / References

1. Sugano K., Tack J., Kuipers E.J., Graham D.Y., El-Omar E.M., Miura S., Haruma K., Asaka M., Uemura N., Malfertheiner P.; faculty members of Kyoto Global Consensus Conference. Kyoto global consensus report on *Helicobacter pylori* gastritis. *Gut*. 2015 Sep; 64 (9): 1353–67. DOI: 10.1136/gutjnl-2015-309252. Epub 2015 Jul 17. PMID: 26187502; PMCID: PMC4552923.
2. Malfertheiner P., Megraud F., O'Morain C.A., Gisbert J.P., Kuipers E.J., Axon A.T., Bozzoli F., Gasbarrini A., Atherton J., Graham D.Y., Hunt R., Moayyedi P., Rokkas T., Rugge M., Selgrad M., Suerbaum S., Sugano K., El-Omar E.M.; European *Helicobacter* and *Microbiota* Study Group and Consensus panel. Management of *Helicobacter pylori* infection: the Maastricht V/Florence Consensus Report. *Gut*. 2017 Jan; 66 (1): 6–30. DOI: 10.1136/gutjnl-2016-312288. Epub 2016 Oct 5. PMID: 27707777.
3. Yang Y.J., Bang C.S. Application of artificial intelligence in gastroenterology. *World J Gastroenterol*. 2019 Apr 14; 25 (14): 1666–1683. DOI: 10.3748/wjg.v25.i14.1666. PMID: 31011253; PMCID: PMC6465941.
4. Wu L., Zhang J., Zhou W., An P., Shen L., Liu J., Jiang X., Huang X., Mu G., Wan X., Lv X., Gao J., Cui N., Hu S., Chen Y., Hu X., Li J., Chen D., Gong D., He X., Ding Q., Zhu X., Li S., Wei X., Li X., Wang X., Zhou J., Zhang M., Yu H.G. Randomised controlled trial of WISENSE, a real-time quality improving system for monitoring blind spots during esophagogastroduodenoscopy. *Gut*. 2019 Dec; 68 (12): 2161–2169. DOI: 10.1136/gutjnl-2018-317366. PMID: 30858305.
5. Takiyama H., Ozawa T., Ishihara S., Fujishiro M., Shichijo S., Nomura S., Miura M., Tada T. Automatic anatomical classification of esophagogastroduodenoscopy images using deep convolutional neural networks. *Sci Rep*. 2018 May 14; 8 (1): 7497. DOI: 10.1038/s41598-018-25842-6. PMID: 29760397; PMCID: PMC5951793.
6. Huang C.R., Sheu B.S., Chung P.C., Yang H.B. Computerized diagnosis of *Helicobacter pylori* infection and associated gastric inflammation from endoscopic images by refined feature selection using a neural network. *Endoscopy*. 2004 Jul; 36 (7): 601–8. DOI: 10.1055/s-2004-814519. PMID: 15243882.
7. Shichijo S., Nomura S., Aoyama K., Nishikawa Y., Miura M., Shinagawa T., Takiyama H., Tanimoto T., Ishihara S., Matsuo K., Tada T. Application of Convolutional Neural Networks in the Diagnosis of *Helicobacter pylori* Infection Based on Endoscopic Images. *EBioMedicine*. 2017 Nov; 25: 106–111. DOI: 10.1016/j.ebiom.2017.10.014. Epub 2017 Oct 16. PMID: 29056541; PMCID: PMC5704071.
8. Itoh T., Kawahira H., Nakashima H., Yata N. Deep learning analyzes *Helicobacter pylori* infection by upper gastrointestinal endoscopy images. *Endosc Int Open*. 2018 Feb; 6 (2): E139–E144. DOI: 10.1055/s-0043-120830. Epub 2018 Feb 1. PMID: 29399610; PMCID: PMC5794437.
9. Nakashima H., Kawahira H., Kawachi H., Sakaki N. Artificial intelligence diagnosis of *Helicobacter pylori* infection using blue laser imaging-bright and linked color imaging: a single-center prospective study. *Ann Gastroenterol*. 2018 Jul-Aug; 31 (4): 462–468. DOI: 10.20524/aog.2018.0269. Epub 2018 May 3. PMID: 29991891; PMCID: PMC6033753.
10. Zhang W., Zhang X., Kim J.J., Zhu X., Ye G., Ye B., Wang J., Luo S., Li J., Yu T., Liu H., Wu S., Si J. High Accuracy of Convolutional Neural Network for Evaluation of *Helicobacter pylori* Infection Based on Endoscopic Images: Preliminary Experience. *Clin Transl Gastroenterol*. 2019 Dec; 10 (12): e00109. DOI: 10.14309/ctg.0000000000000109. PMID: 31833862; PMCID: PMC6970551.
11. Zhang Y., Li F., Yuan F., Zhang K., Huo L., Dong Z., Lang Y., Zhang Y., Wang M., Gao Z., Qin Z., Shen L. Diagnosing chronic atrophic gastritis by gastroscopy using artificial intelligence. *Dig Liver Dis*. 2020 May; 52 (5): 566–572. DOI: 10.1016/j.dld.2019.12.146. PMID: 32061504.

12. Kanai M., Togo R., Ogawa T., Haseyama M. Chronic atrophic gastritis detection with a convolutional neural network considering stomach regions. *World J Gastroenterol*. 2020 Jul 7; 26 (25): 3650–3659. DOI: 10.3748/wjg.v26.i25.3650. PMID: 32742133; PMCID: PMC7366055.
13. Luo H., Xu G., Li C., He L., Luo L., Wang Z., Jing B., Deng Y., Jin Y., Li Y., Li B., Tan W., He C., Seerutun S.R., Wu Q., Huang J., Huang D.W., Chen B., Lin S.B., Chen Q.M., Yuan C.M., Chen H.X., Pu H.Y., Zhou F., He Y., Xu R.H. Real-time artificial intelligence for detection of upper gastrointestinal cancer by endoscopy: a multicentre, case-control, diagnostic study. *Lancet Oncol*. 2019 Dec; 20 (12): 1645–1654. DOI: 10.1016/S1470-2045(19)30637-0. Epub 2019 Oct 4. PMID: 31591062.
14. Guimarães P., Keller A., Fehrmann T., Lammer F., Casper M. Deep-learning based detection of gastric precancerous conditions. *Gut*. 2020 Jan; 69 (1): 4–6. DOI: 10.1136/gutjnl-2019-319347. Epub 2019 Aug 2. PMID: 31375599.
15. Lahner E., Grossi E., Intraligi M., Buscema M., Corleto V.D., Delle Fave G., Annibale B. Possible contribution of artificial neural networks and linear discriminant analysis in recognition of patients with suspected atrophic body gastritis. *World J Gastroenterol*. 2005 Oct 7; 11 (37): 5867–73. DOI: 10.3748/wjg.v11.i37.5867. PMID: 16270400; PMCID: PMC4479691.
16. Horiuchi Y., Aoyama K., Tokai Y., Hirasawa T., Yoshimizu S., Ishiyama A., Yoshio T., Tsuchida T., Fujisaki J., Tada T. Convolutional Neural Network for Differentiating Gastric Cancer from Gastritis Using Magnified Endoscopy with Narrow Band Imaging. *Dig Dis Sci*. 2020 May; 65 (5): 1355–1363. DOI: 10.1007/s10620-019-05862-6. Epub 2019 Oct 4. PMID: 31584138.
17. Ma B., Guo Y., Hu W., Yuan F., Zhu Z., Yu Y., Zou H. Artificial Intelligence-Based Multiclass Classification of Benign or Malignant Mucosal Lesions of the Stomach. *Front Pharmacol*. 2020 Oct 2; 11: 572372. DOI: 10.3389/fphar.2020.572372. PMID: 33132910; PMCID: PMC7562716.
18. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. MIT Press; Cambridge, MA: 2016. Deep learning. ISBN: 978-0262035613.
19. Pannala R., Krishnan K., Melson J., Parsi M.A., Schulman A.R., Sullivan S., Trikanathan G., Trindade A.R., Watson R.R., Maple J.T., Lichtenstein D.R. Artificial intelligence in gastrointestinal endoscopy. *Video GIE*. 2020 Nov 9; 5 (12): 598–613. DOI: 10.1016/j.vgie.2020.08.013. PMID: 33319126; PMCID: PMC7732722.
20. Hirasawa T., Aoyama K., Tanimoto T., Ishihara S., Shichijo S., Ozawa T., Ohnishi T., Fujishiro M., Matsuo K., Fujisaki J., Tada T. Application of artificial intelligence using a convolutional neural network for detecting gastric cancer in endoscopic images. *Gastric Cancer*. 2018 Jul; 21 (4): 653–660. DOI: 10.1007/s10120-018-0793-2. Epub 2018 Jan 15. PMID: 29335825.
21. Zhu Y., Wang Q.C., Xu M.D., Zhang Z., Cheng J., Zhong Y.S., Zhang Y.Q., Chen W.F., Yao L.Q., Zhou P.H., Li Q.L. Application of convolutional neural network in the diagnosis of the invasion depth of gastric cancer based on conventional endoscopy. *Gastrointest Endosc*. 2019 Apr; 89 (4): 806–815.e1. DOI: 10.1016/j.gie.2018.11.011. Epub 2018 Nov 16. PMID: 30452913.
22. Makristathis A., Hirschl A.M., Mégraud F., Bessède E. Review: Diagnosis of *Helicobacter pylori* infection. *Helicobacter*. 2019 Sep; 24 Suppl 1: e12641. DOI: 10.1111/hel.12641. PMID: 31486244.
23. Shichijo S., Endo Y., Aoyama K., Takeuchi Y., Ozawa T., Takiyama H., Matsuo K., Fujishiro M., Ishihara S., Ishihara R., Tada T. Application of convolutional neural networks for evaluating *Helicobacter pylori* infection status on the basis of endoscopic images. *Scand J Gastroenterol*. 2019 Feb; 54 (2): 158–163. DOI: 10.1080/00365521.2019.1577486. Epub 2019 Mar 17. PMID: 30879352.
24. Stanghellini V., Chan F.K., Hasler W.L., Malagelada J.R., Suzuki H., Tack J., Talley N.J. Gastrointestinal Disorders. *Gastroenterology*. 2016 May; 150 (6): 1380–92. DOI: 10.1053/j.gastro.2016.02.011. PMID: 27147122.
25. Andriulli A., Grossi E., Buscema M., Pilotto A., Festa V., Perri F. Artificial neural networks can classify uninvestigated patients with dyspepsia. *Eur J Gastroenterol Hepatol*. 2007 Dec; 19 (12): 1055–8. DOI: 10.1097/MEG.0b013e32821f98b2. PMID: 17998828.
26. Andriulli A., Grossi E., Buscema M., Festa V., Intraligi N.M., Dominici P., Cerutti R., Perri F.; NUD LOOK Study Group. Contribution of artificial neural networks to the classification and treatment of patients with uninvestigated dyspepsia. *Dig Liver Dis*. 2003 Apr; 35 (4): 222–31. DOI: 10.1016/S1590-8658(03)00057-4. PMID: 12801032.
27. Sengen Baio N., Barrios Rueda E., Conde Gómez M., Domínguez Macías I., López Carabañero A., Méndez Díez C. Uso de redes neuronales en medicina: a propósito de la patología dispeptica [Use of neural networks in medicine: concerning dyspeptic pathology]. *Aten Primaria*. 2002 Jun 30; 30 (2): 99–102. Spanish. DOI: 10.1016/S0212-6567(02)78978-6. PMID: 12106560; PMCID: PMC7679651.
28. Buscema M., Grossi E., Intraligi M., Garbagna N., Andriulli A., Breda M. An optimized experimental protocol based on neuro-evolutionary algorithms application to the classification of dyspeptic patients and to the prediction of the effectiveness of their treatment. *Artif Intell Med*. 2005 Jul; 34 (3): 279–305. DOI: 10.1016/j.artmed.2004.12.001. PMID: 16023564.

Статья поступила / Received 4.05.2022

Получена после рецензирования / Revised 17.05.2022

Принята в печать / Accepted 17.05.2022

Сведения об авторах

Успенский Юрий Павлович, д.м.н., проф., зав. кафедрой факультетской терапии имени В.А. Вальдмана¹, проф. кафедры внутренних болезней стоматологического факультета². E-mail: uspenskiy65@mail.ru. ORCID: 0000-0001-6434-1267

Барышникова Наталья Владимировна, к.м.н., доцент, м.н.с. лаборатории медико-социальных проблем педиатрии¹, доцент кафедры внутренних болезней стоматологического факультета², н.с. лаборатории молекулярной микробиологии³. E-mail: baryshnikova_nv@mail.ru. ORCID: 0000-0001-7429-0336

Ершова Анастасия Андреевна, студентка VI курса⁴. E-mail: nastua_ershova@mail.ru. ORCID: 0000-0002-5369-4507

¹ФБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный педиатрический медицинский университет» Минздрава России, Санкт-Петербург

²ФБОУ ВО «Первый Санкт-Петербургский государственный медицинский университет имени академика И.П. Павлова» Минздрава России, Санкт-Петербург

³ФГБНУ «Институт экспериментальной медицины», Санкт-Петербург

⁴ФБОУ ВО «Уральский государственный медицинский университет» Минздрава России, Екатеринбург

Автор для переписки: Барышникова Наталья Владимировна. E-mail: uspenskiy65@mail.ru

Для цитирования: Успенский Ю.П., Барышникова Н.В., Ершова А.А. Искусственный интеллект в диагностике хронического гастрита, инфекции *Helicobacter pylori* и функциональной диспепсии. *Медицинский алфавит*. 2022; (12): 27–33. <https://doi.org/10.33667/2078-5631-2022-12-27-33>.

About authors

Uspenskiy Yuri P., DM Sci (habil.), professor, head of Dept of Faculty Therapy n.a. V.A. Valdman¹, professor at Dept of Internal Diseases of Stomatological Faculty². E-mail: uspenskiy65@mail.ru. ORCID: 0000-0001-6434-1267

Baryshnikova Natalia V., PhD Med, associate professor, junior science researcher of Laboratory of Medico-Social Pediatric Problems¹, associate professor of Dept of Internal Diseases of Stomatological Faculty², researcher at Laboratory of Molecular Microbiology³. E-mail: baryshnikova_nv@mail.ru. ORCID: 0000-0001-7429-0336

Ershova Anastasia A., 6th year student⁴. E-mail: nastua_ershova@mail.ru. ORCID: 0000-0002-5369-4507

¹Saint Petersburg State Pediatric Medical University, Saint Petersburg, Russia

²First Saint Petersburg State Medical University n.a. academician I.P. Pavlov, Saint Petersburg, Russia

³Institute of Experimental Medicine, Saint Petersburg, Russia

⁴Ural State Medical University, Yekaterinburg, Russia

Corresponding author: Baryshnikova Natalia V. E-mail: uspenskiy65@mail.ru

For citation: Uspenskiy Yu. P., Baryshnikova N. V., Ershova A. A. Artificial intelligence in diagnostic of chronic gastritis, *Helicobacter pylori* infection and functional dyspepsia. *Medical alphabet*. 2022; (12):27–33. <https://doi.org/10.33667/2078-5631-2022-12-27-33>.