

ОБЗОРЫ

OVERVIEWS

УДК 004.89, 629.788, 614.8

РИСКИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМЕ МЕДИЦИНСКОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДАЛЬНИХ ПИЛОТИРУЕМЫХ КОСМИЧЕСКИХ ПОЛЕТОВ

О.И. Орлов, О.В. Переведенцев

Докт. мед. наук, академик РАН О.И. Орлов;
канд. биол. наук, в.н.с. О.В. Переведенцев
(ГНЦ РФ–Институт медико-биологических проблем РАН)

Система медицинского сопровождения межпланетных пилотируемых экспедиций должна обеспечивать снижение рисков для здоровья космонавтов путем повышения автономности космических экипажей по сравнению с работой на Международной космической станции. Для решения этой задачи могут использоваться технологии искусственного интеллекта, что, в свою очередь, добавляет новые риски, связанные со сложностью контроля программных средств, основанных на искусственных нейронных сетях, экспертных системах и других «самообучающихся» решениях. Проведен анализ таких рисков и рассмотрены некоторые подходы к их снижению.

Ключевые слова: диагностика, информация, искусственная нейронная сеть, искусственный интеллект, программное обеспечение, риск, телемедицина, экспертная система

Risks of Using Artificial Intelligence Technologies in the Medical Support System for Manned Deep Space Missions. O.I. Orlov, O.V. Perevedentsev

The system of medical maintenance for interplanetary manned expeditions should ensure the reduction of risks for cosmonauts' health by higher autonomy of space crews as compared with those aboard the International Space Station. To solve this problem, artificial intelligence technologies can be used, however, they can by-turn add new risks related to the complexity of controlling software tools that are based on artificial neural nets, expert systems and other "self-learning" solutions. The paper analyzes these risks and considers some approaches to mitigate them.

Keywords: diagnostics, information, artificial neural network, artificial intelligence, software, risk, telemedicine, expert system

Одной из основных задач системы медицинского обеспечения (СМО) пилотируемых полетов в космос является, среди прочего, снижение медицинских рисков при функционировании членов космического экипажа в агрессивной среде космического пространства. На сегодняшний день уровень СМО космических полетов позволяет сохранять здоровье и работоспособность космонавтов в течение длительного срока.

При осуществлении полетов за пределы низкой околоземной орбиты, а также увеличении их длительности степень медицинских рисков и их последствий возрастают. В том числе возникают новые риски, связанные с повышенной радиационной нагрузкой и гипомагнитными условиями, с которыми космической медицине не приходилось сталкиваться ранее. Большая часть этих дополнительных рисков как технического, так и медицинского характера описана в документе NASA «Bioastronautics Roadmap. A Risk Reduction Strategy for Human Space Exploration», выделено 45 рисков, сгруппированных в 5 категорий:

- здоровье и профилактика;
- автономная медицинская помощь;
- поведение и деятельность;
- радиационная безопасность;
- передовые технологии [1].

В документе «Human Health and Performance Risks of Space Exploration Missions» подробно анализируется 15 рисков, которые будут сопровождать пилотируемые экспедиции на Луну и Марс [2].

В 2020–2021 гг. в ФГБУН «Государственный научный центр Российской Федерации–институт медико-биологических проблем РАН» была проведена работа по систематизации научных задач, направленных на изучение и снижение рисков для здоровья и работоспособности космонавтов во время пилотируемых экспедиций на Луну. Сохранение здоровья и работоспособности членов экипажа являются залогом успешного проведения лунных миссий. В работе было подробно проанализировано 25 рисков, связанных с неблагоприятными факторами длительного космического полета. В числе прочих рассмотрены риски неблагоприятных последствий для здоровья и снижения работоспособности из-за медицинских проблем в полете, риски возникновения последствий лечения, отличающихся от клинической практики. Отмечено, что для уменьшения этих и других рисков необходима автономно работающая диагностическая система, обеспечивающая систематическое наблюдение за состоянием здоровья космонавтов.

СМО межпланетных пилотируемых экспедиций (МПЭ) должна адекватно реагировать на новые риски, в том числе за счет использования перспективных методов получения обработки и анализа медицинской информации в бортовых средствах оказания медицинской помощи.

Одной из прорабатываемых в настоящее время концепций интеграции информационно-коммуникационных технологий медицинского назначения

в СМО МПЭ является интеллектуальный телемедицинский контур (ИТК), объединяющий средства телемедицины и технологии искусственного интеллекта (ТИИ) [3]. ИТК интегрирует все компьютеризированные средства оказания медицинской помощи в МПЭ, находящиеся в транспортном корабле, взлетно-посадочном модуле, напланетных жилых модулях, орбитальных комплексах, скафандрах космонавтов и т.д.

Комплекс средств ИТК предназначен для максимально раннего выявления любых изменений, угрожающих здоровью и жизни космонавтов и, следовательно, успеху МПЭ. Следовательно, ИТК должен не просто фиксировать данные и анализировать их по запросу, интерактивно, но и действовать с опережением, проактивно [4]. Таким образом, ИТК должен осуществлять мониторинг всех доступных ему данных и непрерывно анализировать текущую обстановку, производить упреждающие вычисления и предлагать экипажу варианты возможных дальнейших действий. В конечном счете такая проактивная система в случае выявления ситуаций, угрожающих здоровью членов экипажа при их неспособности совершить действия по введению лекарственных препаратов, может действовать самостоятельно. Например, в случае автономной деятельности на поверхности Луны или Марса при угрозе жизни оператору ИТК может принять решение ввести лекарственные препараты и реализовать это через инъекторы в скафандре, как это предлагается реализовывать в проектах «Солдат будущего» [5].

При всех ожидаемых достоинствах проактивного ИТК существуют и потенциальные проблемы, связанные с увеличением уже известных и появлением новых рисков от использования таких систем.

Анализируя задачи и функции ИТК, можно предположить, что он будет представлять собой достаточно сложную информационную систему медицинского назначения. Вопрос идентификации и минимизации рисков от использования медицинского программного обеспечения не является новым для гражданского здравоохранения. В настоящее время существует ряд ГОСТов, направленных на локализацию и снижение рисков от применения программного обеспечения медицинского назначения. К ним относятся:

- ГОСТ Р ИСО/ТО 27809-2009 «Меры по обеспечению безопасности пациента при использовании медицинского программного обеспечения»;
- ГОСТ МЭК 82304-1-2019 «Медицинское программное обеспечение. Часть 1. Общие требования к безопасности программных продуктов»;
- ГОСТ ISO 14971-2011 «Изделия медицинские. Применение менеджмента риска к медицинским изделиям»;
- ГОСТ Р 55544-2013 «Программное обеспечение медицинских изделий. Часть 1. Руководство по применению ИСО 14971 к программному обеспечению медицинских изделий» [15] и ряд других.

Перечисленные выше стандарты не учитывают специфику использования ТИИ в медицинском программном обеспечении, а тем более условия использования медицинского программного обеспечения в МПЭ.

Помимо традиционных рисков, связанных с дефектами программного обеспечения, – некорректным вводом данных, сбоями программно-аппаратных комплексов и т.п. – появляются новые риски, связанные со сложностью контроля программного обеспечения, использующего ТИИ. И на первый план здесь выходит проблема «непрозрачности» функционирования интеллектуального программного обеспечения, когда не только оператор не уверен в решении, которое может предложить ему ИТК, но и разработчик может не знать, почему система выработала именно такое решение [6].

Можно выделить следующие варианты использования ТИИ в ИТК.

Во-первых, это медицинские диагностические приборы и модули диагностики в составе ИТК, в которых могут использоваться искусственные нейронные сети, экспертные системы и другие «самообучающиеся» решения. При этом степень риска возрастает с повышением функциональности и автономности диагностических процедур, возложенных на подобную систему.

Во-вторых, это модули медицинского мониторинга в составе ИТК. К числу таких модулей относятся как средства, осуществляющие мониторинг состояния заболевшего или получившего травму космонавта, так и автономные средства мониторинга состояния здоровья космонавтов на активных участках полета и во время внекорабельной деятельности, продолжительность которой на Луне или Марсе будет существенно больше, чем на Международной космической станции. Любой сбой в работе таких модулей может привести к серьезным проблемам вплоть до летального исхода для космонавта.

Наконец, это автономные средства активного воздействия, к которым относятся хирургические роботизированные комплексы, ассистирующие медицинские роботы, средства подкожной инъекции лекарственных средств и т.д. (оставление в хирургической ране посторонних предметов и неоправданное применение лекарственных препаратов может нанести серьезный вред здоровью космонавта).

В отличие от традиционного медицинского ПО, где программисты заранее определяют правила обработки данных и функционирования системы, в решениях с использованием ТИИ программный алгоритм сам формирует правила обработки информации, при этом не оставляя контрольного следа для объяснения своих решений. В процессе разработки программного обеспечения с элементами искусственного интеллекта программистам не нужно будет знать все зависимости между входными параметрами и тем результатом, который должен получиться (ответом). Вместо этого могут использоваться технологии машинного обучения, например, глубокого машинного обучения, которые эффективны именно там, где создание четких правил и формул сложно или даже невозможно. В результате вместо создания алгоритма по поиску патологии на медицинском изображении с помощью большого количества фильтров и вариантов их применения, может быть разработано программное обеспечение, которое самостоятельно формирует набор

таких фильтров и рассчитывает вероятности их применения для каждого предъявленного набора данных. При этом разработчики трудятся над подготовкой адекватного задаче набора данных и обучением этого программного обеспечения на этих данных, а не над написанием программы, учитывающей все нюансы медицинских изображений [7].

Глубокое обучение (deep learning) представляет собой набор методик, которые позволяют искусственным нейронным сетям (ИНС) автоматически обнаружить представления, необходимые для выявления признаков или классификации исходных данных. Глубокое обучение представляет собой один из классов алгоритмов машинного обучения, который использует многослойную систему нелинейных фильтров для извлечения признаков с преобразованиями. В технологии глубокого обучения используется несколько слоев выявления признаков или параметров представления данных, при этом признаки организованы иерархически – признаки более высокого уровня являются производными от признаков более низкого уровня. В результате ИНС могут моделировать сложные нелинейные отношения, что существенно повышает эффективность ИНС и выводит их распознавательные функции на один уровень с врачами-диагностами [8].

Но в сложности ИНС кроется и проблема – у оператора нет возможности «заглянуть» внутрь ИНС, чтобы увидеть, как она работает, почему отнесла изображение к одному классу, а не к другому, повысила вероятность одного заболевания, а не другого. Функционирование ИНС распределено по поведению тысяч и тысяч смоделированных нейронов, организованных в десятки или даже сотни сложно взаимосвязанных слоев. Нейроны в первом слое получают входные данные, выполняют вычисления и эти выходные данные через сложную паутину связей передаются нейронам следующего слоя и т.д., пока не будет получен общий результат. Кроме того, в ИНС используется процесс, известный как обратное распространение ошибки, который настраивает вычисления отдельных нейронов таким образом, чтобы сеть научилась выдавать желаемый результат с максимальной вероятностью и если создать большой набор данных для обучения ИНС, она не должна ошибаться. В реальности это не всегда справедливо.

Из-за чего же ИНС могут ошибаться? Чаще всего дефекты ИНС закладываются на этапе их обучения. Одной из распространенных причин является «переобучение», когда ИНС запоминает правильные ответы, вместо того чтобы выделять закономерности во входных данных. Для борьбы с переобучением ИНС применяются специальные математические методы по искусственному ограничению значения весов связей между нейронами, ограничению выходного сигнала нейронов или еще большему расширению набора учебных данных, иногда с применением искусственно сгенерированных наборов данных.

Второй по частоте возникновения является проблема «утечки данных» в машинном обучении. Утечкой данных называется ситуация, когда существ-

вует некий признак, который при обучении содержал больше информации о целевой переменной, чем при последующем применении модели на практике. Например, это может быть ситуация, когда во время обучения ИНС предъявлялся набор рентгеновских изображений из разных медицинских учреждений, специализирующихся на лечении отдельных заболеваний. В результате ИНС может обучиться определять больницу на основе особенностей снимков, полученных на разных рентгеновских установках, а значит, и вероятный диагноз, при этом вообще не анализируя изображение на снимке. Такая модель покажет отличную точность при тестировании, так как тестовые снимки взяты из той же выборки данных, но с реальными данными работать не сможет.

Еще одна проблема известна как «shortcut learning». Это явление, когда ИНС получает верный ответ с помощью неверных зависимостей между входом и выходом. Поскольку обучающая и тестовая выборки обычно берутся из одного распределения, то такая ИНС может давать хорошую точность не только при обучении, но и при тестировании [9].

Почти любой набор данных для обучения и валидации ИНС имеет ограниченное разнообразие и не покрывает всех ситуаций, в которых желательна корректная работа модели. Особенно это проявляется в случае сложных медицинских данных, таких как изображения, записи электронной медицинской карты и т.п. В таких данных могут существовать «паразитные корреляции» (spurious correlations), позволяющие с хорошей точностью предсказывать ответ только на данной выборке без комплексного «понимания» изображения или набора данных.

Для уменьшения ошибок в работе большинства приложений, основанных на ИНС, следует более тщательно подходить к формированию тренировочных и тестовых наборов данных для обучения и последующей валидации ИНС. Как минимум тестовый набор данных не должен иметь данных, которые содержатся в тренировочном наборе данных. В настоящее время разработано еще некоторое количество способов снижения ошибок ИНС из-за «утечки данных» и «shortcut learning» [10].

В настоящее время отсутствует решение проблемы контроля работы ИНС со стороны оператора, однако ведутся работы над способами обхода данного ограничения. Одним из перспективных решений являются алгоритмы изъятия правил, позволяющие при наличии обученной ИНС и данных, на которых она была обучена, создать описание гипотезы ИНС, являющееся понятным для оператора, при этом оно достаточно близко описывает прогнозистическое поведение сети [11].

Другим направлением в области искусственного интеллекта являются экспертные системы – программные продукты, основанные на использовании баз знаний и средств логического вывода. Основой экспертных систем для ИТК будут базы знаний, сформированные с использованием заключений специалистов в области космической медицины, основанные на опыте

наблюдения и лечения различных заболеваний, в том числе в условиях космического полета. В ИТК экспертные системы могут использоваться:

- для постановки первичного диагноза по объективным показателям и жалобам;
- назначения лабораторных и диагностических исследований на основании первичного анамнеза;
- проведения дифференциальной диагностики.

Экспертные системы могут проводить оценку осложнений при критических и неотложных состояниях, а также быть основным компонентом системы поддержки принятия решений (СППР) в ИТК.

Вполне естественно, что человек может скептически воспринимать необоснованные с его точки зрения советы от СППР. Для решения этой проблемы в экспертных системах используются подсистемы объяснений. Подсистема объяснений позволяет оператору получать ответы на вопрос: «Как было получено то или иное решение?» [12]. Подсистема объяснений экспертной системы может предъявить оператору либо трассировку всего процесса вывода решения с указанием использованных фрагментов базы знаний, либо ссылку на вывод, непосредственно предшествовавший полученному решению. Правильно спроектированная экспертная система должна иметь подсистему объяснения, которая позволяет, если необходимо, разъяснить оператору, как экспертная система получила то или иное решение.

Так как экспертная база знаний наполняется людьми, то в силу своих психологических особенностей они могут допускать различного рода ошибки, причем доля ошибок при внесении информации в базу знаний может составлять до 15 %. Наиболее эффективным методом борьбы с ошибками такого рода является привлечение к созданию экспертной системы не одного-двух специалистов, а коллектива экспертов, в результате чего база знаний будет содержать как ошибочные, так и истинные правила, причем каждому правилу можно присвоить приоритет, который будет тем выше, чем больше экспертов внесла это правило в базу знаний.

Помимо ошибочных экспертных знаний база знаний экспертной системы может иметь структурные ошибки, такие как неполнота и противоречивость, возникающие в процессе проектирования базы знаний. Неполнота может характеризоваться недостижимыми, пропущенными и тупиковыми выводами. Последние могут быть выполнены механизмом логического вывода, но результат его работы не является целью вопроса и не используется в других правилах базы знаний. Противоречивость правил базы знаний означает, что в ней имеется не менее двух правил, выводы из которых прямо противоположны [13].

Для уменьшения ошибок экспертных систем и, соответственно, риска от их использования могут применяться методы структурного анализа баз знаний, а также углубленное тестирование экспертной системы с привлечением дополнительных экспертов, не участвовавших в формировании базы

знаний. Могут применяться тесты, использующие критерий покрытия операторов, который предусматривает однократную активизацию каждого правила и, если факт не должен устанавливаться при выполнении условия, то при наличии ошибок экспертная система сообщит об истинности результата в том случае, когда это заведомо не так.

Рассматривая автономные средства активного воздействия, отметим, что они являются компонентами ИТК повышенного риска. Это связано в первую очередь с тем, что данные средства функционируют в специфических условиях – при сниженном или полностью отсутствующем контроле со стороны человека, в неотложных медицинских ситуациях и т.п.

В настоящее время создана широкая номенклатура медицинских роботов, к которым относятся не только роботы-хирурги, но и ассистирующие роботизированные комплексы, которые применяются для полностью автоматического проведения сложных инвазивных диагностических исследований и высокотехнологичных терапевтических процедур.

Использование медицинских роботов, которые потенциально могли бы применяться в МПЭ для оказания помощи космонавтам, несет дополнительные потенциальные риски. Американский институт ECRI включил роботизированную хирургию в список 10 основных опасностей медицинских технологий на 2020 год. Имеющаяся на настоящее время статистика использования хирургических роботов в клиниках показывает, что наибольшие риски связаны с оставлением в хирургической ране посторонних объектов или проведением хирургического вмешательства в неправильном месте.

Роботизированная телехирургия создает уникальные риски. Например, точное управление роботом зависит от качества передачи данных между консолью хирурга и роботом в операционной. Соответственно, задержки и сбои в передаче информации могут внести погрешность в позиционирование манипуляторов, что может привести к дополнительным осложнениям.

Любые механические и электронные устройства могут выйти из строя, и хирургические роботы не исключение, несмотря на то, что современные системы разработаны с функциями резервирования, отказоустойчивости и своевременного оповещения при возникновении ошибок [14]. Помимо этого, может быть нарушена целостность хирургических инструментов и части инструментов или оборудования робота может оказаться в хирургической ране. А учитывая то, что хирургические роботы могут зашивать хирургическую рану в автоматическом режиме, оставление посторонних предметов в ране может быть обнаружено не своевременно и привести к серьезным послеоперационным осложнениям.

Говоря о способах снижения рисков от использования хирургических роботизированных систем, следует использовать многоканальные средства связи:

- выделенный канал связи для робота;
- выделенный канал связи для взаимодействия хирурга и бригады;
- другие каналы связи для других компонентов ИТК.

Для минимизации риска попадания в хирургическую рану посторонних объектов целесообразно обеспечить контроль и мониторинг как хирургического инструмента, так и расходных материалов до, в процессе и после операции. Также необходимо обеспечить проверку целостности инструментов, чтобы убедиться, что они безопасны и не сломаны.

Помимо хирургии, медицинские роботы-ассистенты могут помогать при проведении дезинфекции помещений, делать уколы, перемещать пациентов, выполнять диагностические исследования и проводить терапевтические процедуры, в том числе массаж. И в работе таких комплексов также могут возникать ошибки, связанные с работой сенсоров и интерпретацией получаемой информации. Многие роботы используют видеокамеры для ориентации в окружающем пространстве, а для «понимания» полученных изображений используются ИНС. Как было показано выше, ИНС могут ошибаться, но существует класс ошибок, относящихся к ИНС, работающих с изображениями окружающего реального мира. Если на изображения, распознавать которые обучена ИНС, наложить «маску», ИНС перестанет правильно определять эти изображения. Такой «маской» может стать случайно наклеенный стикер, загрязнение объектива видеокамеры и т.п. Для решения этих проблем используются такие методы, как «конкурентное обучение», когда в обучающий набор добавляются изображения, имеющие искусственные дефекты, а также «защитная дистилляция», при которой строгость разделения изображений на категории уменьшается.

Автономные средства введения лекарственных средств, в том числе подсафандровые средства доставки лекарств, должны функционировать под контролем независимого программно-аппаратного модуля-супервизора. Этот модуль должен обеспечить многократную проверку невозможности получения подтверждения от оператора, оценить работоспособность всей системы и, только убедившись, что риск введения лекарственных средств превышает риск бездействия, дать разрешение на введение лекарств.

Общим для большинства информационных систем источником ошибок является человеко-машинный интерфейс. Основными проблемами интерфейса являются несвоевременное обновление изображений на дисплее, неправильное применение программного обеспечения из-за так называемого «человеческого фактора» и ряд других [15]. Но это все относится к традиционным видам интерфейсов, активно использовавшихся до последнего времени – графических интерфейсов пользователя (graphical user interface, GUI). Это такой вид взаимодействия электронных устройств с оператором, когда все доступные пользователю объекты и функции программного обеспечения представляются в виде графических компонентов дисплея (окон, значков, меню, кнопок, списков и т.п.).

Посредством GUI оператор может давать команды программной системе, вводить данные различного типа, записывать и воспроизводить мультимедийную информацию. Оператор может ошибиться, указав не тот разделитель

при вводе действительных чисел, случайно ввести букву вместо цифры, нажать не на ту кнопку и т.д. Однако к настоящему времени сформирован типовой комплекс мер для предотвращения ошибок, связанных с графическим интерфейсом пользователя.

С переходом к ТИИ, интерфейс с оператором также может претерпеть существенные изменения. Наиболее вероятным видится переход к взаимодействию оператора с компонентами ИТК на естественном языке. Это может быть комбинация текстовой и аудиовизуальной информации. Вероятнее всего, оператор будет использовать речевой ввод данных и команд в свободной форме, как это делается в настоящее время при использовании «умных колонок» типа Яндекс, станции Amazon Echo или Google Home.

Речевой интерфейс обладает рядом преимуществ, к числу которых относится оперативность и естественность взаимодействия между человеком и информационной системой, требуется минимум специальной подготовки оператора, а также возможность управления ИТК из любого места космического аппарата. Например, замена ввода информации с клавиатуры на речевой ввод во время телемедицинских консультаций в экстренных ситуациях является более эффективной с точки зрения сокращения общей длительности телеконсультации и снижения вероятности возникновения ошибок при регистрации информации, а также является более комфортным для пользователей [16].

Подсистема речевого интерфейса ИТК должна состоять как минимум из двух компонентов – блока автоматического синтеза речи и блока автоматического распознавания речи. При разработке блока автоматического синтеза речи важным является вопрос качества синтезируемых речевых сообщений, на что влияют такие характеристики, как разборчивость речи, ее естественность (натуральность), а также мультимодальность. Несмотря на то что эти характеристики являются достаточно субъективными, они существенным образом влияют на точность и своевременность понимания оператором получаемых от ИТК сообщений. Это особенно важно в критических ситуациях – при оказании медицинской помощи в неотложных ситуациях, при проведении инвазивных вмешательств и т.п.

Можно выделить следующие категории возможных ошибок понимания синтезированной речи оператором:

- 1) неверное место словесного ударения;
- 2) неверное произнесение слова (замена/выпадение/добавление лишнего звука);
- 3) неправильные паузы;
- 4) не соответствующий ситуации темп/ритм речи;
- 5) неверная интонация;
- 6) нарушения плавности речи (дефекты в речевом сигнале).

Оценка современных речевых синтезаторов Ivona TTS компании Ivona и VitalVoice TTS компании ООО «ЦРТ» показывает, что они имеют все перечисленные выше виды ошибок [17].

Главным показателем качества блока автоматического распознавания речи является точность распознавания. При распознавании речи очень многое зависит от условий распознавания, в частности, наличия фоновых шумов. На Международной космической станции достаточно высокий уровень шума, при этом можно предположить, что и на перспективных космических аппаратах, которые будут использоваться во время МПЭ, уровень шума в отсеках также будет достаточно высоким. Таким образом, если блок автоматического распознавания будет настраиваться и тестироваться без учета указанных особенностей, на борту космического аппарата он может оказаться неработоспособным.

Точность распознавания речи рассчитывается как отношение суммы слов, ошибочно добавленных в результат, слов, отличающихся от эталона, и слов, отсутствующих в результате, к общему количеству слов. Точность распознавания считается хорошей, если не превышает 10%, что означает не более одной ошибки на 10 слов [18]. При этом, если ИТК произнесет сообщение «состояние пострадавшего неудовлетворительно», а оператор услышит «состояние пострадавшего удовлетворительно», результат оказания медицинской помощи может оказаться далеким от идеала.

Для снижения рисков, возникающих в результате ошибок интерактивного взаимодействия оператора и ИТК посредством речевого ввода, могут применяться методы адаптивного управления диалогом и коррекции ошибок. Суть адаптации состоит в изменении содержания и формы представления информации, а также доступных действий оператора в соответствии с текущими задачами и возможностями оператора. Под формой речевого интерфейса следует понимать изменение интонации и громкости в зависимости от режима работы, а также для выделения наиболее важной информации. Адаптивность речевого интерфейса может проявляться в настройке уровня детализации диалога с пользователем от подробного до краткого, с использованием сокращенных команд. В зависимости от текущей ситуации может меняться темп подачи информации.

Коррекция ошибок речевого интерфейса подразумевает контекстное предсказание искаженных или пропущенных слов, а также использование уточняющих вопросов.

При разработке речевого интерфейса необходимо учитывать нагрузку на память оператора в процессе диалога. Необходимо учитывать возможные ограничения объема слуховой памяти оператора и при необходимости уменьшать количество сообщаемой оператору информации, а также оптимизировать последовательность предоставления информации.

Особенностью речевого интерфейса является сложность удержания внимания, особенно если диалог достаточно длительный. Соответственно, при проектировании речевого интерфейса необходимо предусмотреть меры по удержанию внимания оператора, а также уметь восстановить диалог, если внимание оператора будет отвлечено внешними событиями.

Важно учитывать понятийную сложность диалога, поддерживая его на адекватном оператору уровне. Следовательно, если ИТК взаимодействует с оператором, имеющим достаточную медицинскую подготовку, целесообразно применять специальные термины. Если ИТК ведет диалог с оператором, не имеющим медицинской подготовки, следует избегать специальной терминологии, которая может быть непонятна оператору [19].

Помимо перечисленных выше, существуют не зависящие от применяемой технологии искусственного интеллекта риски. Говоря о диагностической компоненте ИТК, с целью уточнения/подтверждения диагноза, поставленного интеллектуальным диагностическим прибором или диагностическим модулем ИТК, при низких вероятностях вывода можно рекомендовать проведение повторного исследования через некоторое время и/или в других условиях. Еще одним способом повышения надежности автоматической диагностики является выдача интеллектуальным диагностическим устройством совместно с диагнозом необработанных («сырых», RAW) данных и передача их на модуль диагностики ИТК, где в дальнейшем может быть проведено сравнение результатов, выданных интеллектуальным диагностическим устройством и диагностическим модулем ИТК. Для выбора решения может использоваться процедура голосования, но для этого требуется получить как минимум три вывода из различных источников, например, программных средств, основанных на различных моделях. Этот подход соответствует программированию разнообразия, которое рекомендуется для снижения ошибок [15].

Дополнительные риски при функционировании средств мониторинга состояния здоровья космонавтов могут возникать в связи со снижением оперативности выработки решений. Это может происходить в случаях, когда программные модули медицинского мониторинга функционируют на тех же аппаратных средствах, что и другие программные модули ИТК, и общие аппаратные ресурсы будут заняты выполнением других задач. В результате модуль медицинского мониторинга не сможет обработать данные достаточно оперативно. Для снижения указанного риска целесообразно применить технологию «туманных вычислений» (fog computing), когда часть обработки информации осуществляется непосредственно в месте ее регистрации, а другие этапы обработки распределены между различными аппаратными узлами ИТК [20]. В результате будет снижена нагрузка на центральный вычислительный узел и снижен объем передаваемой информации, что уменьшает нагрузку на сети передачи данных. Применяется этот подход преимущественно для обслуживания транзакций, критически зависящих от времени. Разработанная в настоящее время эталонная архитектура OpenFog Reference Architecture (OpenFog RA) позволяет создавать вычислительные среды, оснащенные широким спектром средств безопасности.

Выводы

Для адаптации системы медицинского обеспечения к особенностям межпланетных пилотируемых полетов требуется более широкое использование программных средств, использующих методы и технологии искусственного интеллекта, что позволит снизить часть медицинских рисков. Однако, как было показано выше, появляется целый спектр дополнительных специфических рисков, связанных как с общей для ТИИ проблемой сложности контроля обучения и функционирования интеллектуальных программных средств, так и с особенностями реализации «интеллектуальных» модулей ИТК.

Существующие рекомендации по выявлению и снижению рисков при использовании медицинского программного обеспечения не в полной мере соответствуют ситуации применения технологий искусственного интеллекта в СМО МПЭ.

Из описанных выше примеров следует, что для каждого программного модуля и подсистемы, использующей ТИИ, должны быть разработаны индивидуальные подходы для снижения рисков использования этих программных средств. Также могут применяться некоторые универсальные методики для снижения медицинских рисков при эксплуатации медицинского программного обеспечения.

С целью более точной идентификации возможных рисков от использования ТИИ в медицинском программном обеспечении во время МПЭ и разработки рекомендаций по их снижению целесообразно дальнейшее проведение работ по разработке методики оценки и снижения рисков использования ТИИ в автоматических диагностических системах, системах мониторинга состояния здоровья космонавтов и автономных средствах активного воздействия, используемых в системе медицинского обеспечения.

Работа выполнена в рамках базовой темы РАН № 65.1.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] The Bioastronautics Roadmap: A Risk Reduction Strategy for Human Exploration. URL:<https://humanresearchroadmap.nasa.gov/Documents/BioastroRoadmap.pdf> (дата обращения 11.02.2022).
- [2] Human Health and Performance Risks of Space Exploration Missions. Evidence Reviewed by the NASA Human Research Program. URL:<https://humanresearchroadmap.nasa.gov/evidence/reports/EvidenceBook.pdf> (дата обращения 11.02.2022).
- [3] Концепция разработки системы телемедицинского обеспечения марсианской экспедиции / Григорьев А.И., Орлов О.И., Потапов А.Н. // Авиакосмическая и экологическая медицина. – 2005. – Т. 39. – № 4. – С. 19–24.
- [4] Tennenhouse D. Proactive computing // Communications of the ACM. 2000. Vol. 43. Issue 5, pp. 43–50.
- [5] Future Soldier 2030 Initiative. RDECOM. URL:https://www.wired.com/images_blogs/dangerroom/2009/05/dplus2009_11641-1.pdf (дата обращения 14.02.2022).

- [6] Knight W. “The Dark Secret at the Heart of AI,” MIT Technology Review. 2017; Kuang C. “Can A.I. Be Taught to Explain Itself?” The New York Times. 2017. URL:<https://www.technologyreview.com/2017/04/11/5113/the-dark-secret-at-the-heart-of-ai/> (дата обращения 14.02.2022).
- [7] Гусев А.В., Добридюк С.Л. Искусственный интеллект в медицине и здравоохранении // Информационное общество. – 2017. – № 4–5. – С. 78–93.
- [8] Bengio Yoshua. Learning Deep Architectures for AI // Foundations and Trends in Machine Learning. 2009. Vol. 2. № 1, pp. 1–127. DOI:10.1561/2200000006.
- [9] Geirhos R., Jacobsen J.H., Michaelis C. et al. Shortcut Learning in Deep Neural Networks // Nature Machine Intelligence. 2020. Vol. 2, pp. 665–673. DOI: <https://doi.org/10.1038/s42256-020-00257-z>
- [10] H. Li, Y. Wang, R. Wan, S. Wang, T.-Q. Li, A.C. Kot. Domain Generalization for Medical Imaging Classification with Linear-Dependency Regularization // arXiv:2009.12829. URL:<https://arxiv.org/pdf/2009.12829> (дата обращения 16.03.2022).
- [11] Tameru Hailesilassi. Rule Extraction Algorithm for Deep Neural Networks: A Review // International Journal of Computer Science and Information Security. 2016. Vol. 14. № 7, pp. 376–381.
- [12] Джарратано Д., Райли Г. Экспертные системы: принципы разработки и программирование / Пер. с англ. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1152 с.
- [13] Долинина О.Н. Классификация ошибок в базах знаний экспертных систем. [Электронный ресурс] URL:<https://cyberleninka.ru/article/n/klassifikatsiya-oshibok-v-bazah-znaniy-ekspertnyh-sistem/viewer> (дата обращения 31.03.2022).
- [14] Potential Risks of Robotic Surgery / The Joint Commission, Division of Health Care Improvement. Issue Three Update: March 2021. URL:<https://www.jointcommission.org/-/media/tjc/newsletters/quick-safety-3-robotic-surgery-update-3-9-21.pdf> (дата обращения 17.02.2022).
- [15] ГОСТ Р 55544-2013 «Программное обеспечение медицинских изделий. Часть 1. Руководство по применению ИСО 14971 к программному обеспечению медицинских изделий».
- [16] Переведенцев О.В., Леванов В.М. Использование речевых технологий для оптимизации регламентов проведения телемедицинских консультаций в экстремальных условиях // Журнал телемедицины и электронного здравоохранения. – 2017. – № 2(4). – С. 92–95.
- [17] Соломенник А.И. Оценка качества селективного синтеза речи: методы и результаты / Дис. на соискание ученой степени канд. филол. наук. МГУ им. М.В. Ломоносова. Филологический факультет. М., 2016.
- [18] Карпов А.А., Кипяткова И.С. Методология оценивания работы систем автоматического распознавания речи // Известия ВУЗов. Приборостроение. – 2012. – Т. 55, № 11. – С. 38–43.
- [19] Повышение эффективности речевого интерфейса с применением когнитивных и лингвистических знаний / Фархадов М.П., Петухова Н.В., Васьковский С.В., Фархадова М.Э. // Управление большими системами. – 2019. – Вып. 81. – С. 90–112. DOI: <https://doi.org/10.25728/ubs.2019.81.4>
- [20] Bonomi F., Milito R., Zhu J., Addepalli S. Fog Computing and Its Role in the Internet of Things // MCC '12: Proceedings of the First Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing. 2012, p. 13. DOI:10.1145/2342509.2342513.

REFERENCES

- [1] The Bioastronautics Roadmap: A Risk Reduction Strategy for Human Exploration. URL: <https://humanresearchroadmap.nasa.gov/Documents/BioastroRoadmap.pdf> (accessed on 11.02.2022).
- [2] Human Health and Performance Risks of Space Exploration Missions. Evidence Reviewed by the NASA Human Research Program. Electronic source URL: <https://humanresearchroadmap.nasa.gov/evidence/reports/EvidenceBook.pdf> (accessed date 11.02.2022).
- [3] Grigoriev A.I., Orlov O.I., Potapov A.N. Concept of the Telemedicine System for a Martian Mission. *Aerospace and Environmental Medicine*. 2005, Vol. 39, No 4, pp. 19–24.
- [4] Tennenhouse D. Proactive Computing. *Communications of the ACM*, 2000, Vol. 43, Issue 5, pp. 43–50.
- [5] Future Soldier 2030 Initiative. RDECOM. URL: https://www.wired.com/images_blogs/dangerroom/2009/05/dplus2009_11641-1.pdf (accessed on 14.02.2022).
- [6] Knight W. “The Dark Secret at the Heart of AI”, *MIT Technology Review*, 2017; Kuang C. “Can A.I. Be Taught to Explain Itself?”, *The New York Times*, 2017. URL: <https://www.technologyreview.com/2017/04/11/51113/the-dark-secret-at-the-heart-of-ai/> (accessed on 14.02.2022).
- [7] Gusev A.V., Dobridnyuk S.L. Artificial Intelligence in Medicine and Healthcare // *Information Society*. 2017, No 4–5, pp. 78–93.
- [8] Bengio Yoshua. Learning Deep Architectures for AI // *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2009, Vol. 2, No 1, pp. 1–127. DOI:10.1561/22000000006.
- [9] Geirhos R., Jacobsen J.H., Michaelis C. et al. Shortcut Learning in Deep Neural Networks. *Nature Machine Intelligence*, 2020, Vol. 2, pp. 665–673. DOI: <https://doi.org/10.1038/s42256-020-00257-z>
- [10] H. Li, Y. Wang, R. Wan, S. Wang, T.-Q. Li, A.C. Kot. Domain Generalization for Medical Imaging Classification with Linear-Dependency Regularization. arXiv:2009.12829. URL: <https://arxiv.org/pdf/2009.12829> (accessed on 16.03.2022).
- [11] Tameru Hailesilassi. Rule Extraction Algorithm for Deep Neural Networks: A Review. *International Journal of Computer Science and Information Security*, 2016, Vol. 14, No 7, pp. 376–381.
- [12] Giarratano G., Riley D. Expert Systems. Principles and Programming. Translated from English. Moscow: “Viliams” Publishing House, 2006, 1152 p.
- [13] Dolinina O.N. Classification of Errors in Knowledge Bases of Expert Systems. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/klassifikatsiya-oshibok-v-bazah-znaniy-ekspertnyh-sistem/viewer> (accessed on 31.03.2022).
- [14] Potential Risks of Robotic Surgery. The Joint Commission, Division of Health Care Improvement. Issue Three Update: March 2021. URL: <https://www.jointcommission.org/-/media/tjc/newsletters/quick-safety-3-robotic-surgery-update-3-9-21.pdf> (accessed on 17.02.2022).
- [15] GOST R 55544-2013 Software for Medical Devices. Part 1: Guidelines for the Application of ISO 14971 to Medical Device Software.
- [16] Perevedentsev O.V., Levanov V.M. Speech Technology for Telemedicine Consultation Processes Optimization in Extreme Situations. *Russian Journal; of Telemedicine and E-health*, 2017, No 2(4), pp. 92–95.

- [17] Solomennik A.I. Assessment of the Quality of Selective Speech Synthesis: Methods and Results. Thesis for the Degree of Candidate of Philological Sciences. Moscow: State University. M.V. Lomonosov. Philological Faculty, 2016.
- [18] Karpov A.A., Kipyatkova I.S. Methodology for Estimation of Automatic Speech Recognition System Performance. *Journal of Instrument Engineering*, 2012, Vol. 55, No 11, pp. 38–43.
- [19] Farkhadov M.P., Petukhova N.V., Vaskovsky S.V., Farkhadova M.E. Improving the Efficiency of Speech Interface with the Use of Cognitive and Linguistic Knowledge. *Large-Scale Systems Control*, 2019, Issue 81, pp. 90–112. DOI: <https://doi.org/10.25728/ubs.2019.81.4>
- [20] Bonomi F., Milito R., Zhu J., Addepalli S. Fog Computing and its Role in the Internet of Things. *MCC '12: Proceedings of the First Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing*, 2012, p. 13. DOI:10.1145/2342509.2342513.