

М. У. СУЛЕЙМЕНОВА*, М. Е. МАНСУРОВА

*Казахский национальный университет имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан
e-mail: *madekin940@gmail.com*

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ИНСТРУМЕНТ ИССЛЕДОВАНИЯ ПРИЗНАКОВ СТАРЕНИЯ

По мере старения населения планеты растет потребность в понимании сложных процессов, связанных со старением, и в выявлении надежных маркеров, которые могут помочь в ранней диагностике, вмешательстве и персонализированном медицинском обслуживании. В статье представлен всесторонний обзор применения искусственного интеллекта (ИИ) для выявления маркеров старения. Интеграция методов искусственного интеллекта, таких как машинное обучение и анализ данных значительно расширила наши возможности по анализу обширных и разнообразных наборов данных, связанных с геномикой, протеомикой, метаболомикой, визуализацией и клиническими записями. В обзоре обсуждается интеграция клинических данных, факторов образа жизни и информации об окружающей среде с использованием ИИ, обеспечивающая целостное понимание маркеров старения. В нем исследуется использование ИИ для прогнозирования индивидуального риска ускоренного старения с учетом различных факторов.

Интеграция ИИ в идентификацию маркеров старения представляет собой смену парадигмы в исследованиях старения. В этом обзоре подчеркивается потенциал ИИ в революционизировании нашего понимания старения и прокладывании пути для инновационных стратегий профилактики и лечения возрастных заболеваний.

Ключевые слова: *искусственный интеллект, маркеры старения, машинное обучение, глубокое обучение.*

М. У. СУЛЕЙМЕНОВА*, М. Е. МАНСУРОВА

*ал-Фараби атындағы Қазақ ұлттық университеті, Алматы, Қазақстан
e-mail: *madekin940@gmail.com*

ҚАРТАЮ БЕЛГІЛЕРІН ЗЕРТТЕУ ҚҰРАЛЫ РЕТІНДЕГІ ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ

Бүкіл әлем халқы қартайған сайын қартаюмен байланысты күрделі процестерді түсіну және ерте диагностикаға, араласуға және жекелендірілген медициналық көмекке көмектесетін сенімді маркерлерді анықтау қажеттілігі артып келеді. Бұл мақалада қартаю белгілерін анықтау үшін жасанды интеллектті (AI) қолдану туралы жан-жақты шолу берілген. Машиналық оқыту және деректерді талдау сияқты жасанды интеллект әдістерін біріктіру геномика, протеомика, метаболомика, бейнелеу және клиникалық жазбаларға қатысты кең және әртүрлі деректер жиынтығын талдау мүмкіндігін айтарлықтай кеңейтті. Шолу қартаю маркерлері туралы біртұтас түсінік беру үшін AI көмегімен клиникалық деректерді, өмір салты факторларын және қоршаған орта туралы ақпаратты біріктіруді талқылайды. Ол әртүрлі факторларды ескере отырып, жедел қартаюдың жеке қаупін болжау үшін жасанды интеллектті қолдануды зерттейді.

Қартаю маркерлерін анықтауға ЖИ интеграциясы қартаю зерттеулеріндегі парадигманың өзгеруін білдіреді. Бұл шолу қартаю туралы түсінігімізді өзгертудегі және жасқа байланысты

аурулардың алдын алу мен емдеудің инновациялық стратегияларына жол ашудағы ЖИ әлеуетін көрсетеді.

Түйін сөздер: жасанды интеллект, қартаюу маркерлері, машиналық оқыту, терең оқыту.

M. U. SULEIMENOVA*, M. E. MANSUROVA

al-Farabi Kazakh national university

*e-mail: *madekin940@gmail.com*

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A TOOL FOR RESEARCHING PREMATURE AGING

As people age, there is a growing need to comprehend the intricate mechanisms that occur and identify trustworthy indicators for early diagnosis, intervention, and personalized medical care. Detailed analysis of Artificial Intelligence (AI) for the identification of aging markers is presented in this article. Our ability to analyze large datasets in genomics, proteomics, metabolomics, imaging, and clinical records has been greatly enhanced by the integration of AI techniques like machine learning and data analytics. A holistic view of aging markers is provided by the review through the use of AI that integrates clinical data, lifestyle factors, and environmental information. The examination focuses on the use of AI to estimate an individual's risk of premature aging by considering various factors.

The incorporation of AI into the study and identification of aging markers brings about a fundamental change in research on aging. Through this analysis, it is evident that AI has the potential to revolutionize our understanding of aging and aid in the prevention and management of age-related diseases.

Key words: *Artificial Intelligence, aging biomarkers, machine learning, deep learning.*

Введение. Исследование биомаркеров старения является актуальной и важной областью научных исследований в современном мире. В связи с увеличением ожидаемой продолжительности жизни и старением населения во всем мире понимание процессов старения и идентификация биомаркеров, связанных с этим процессом, становятся ключевыми аспектами для разработки стратегий здорового старения, профилактики возрастных заболеваний и улучшения качества жизни. Недавнее исследование Сары Грин [1] рассматривает актуальность профилактики возрастных расстройств в рамках политики здравоохранения с акцентом на раннее вмешательство в процессы деградации для содействия здоровой и долгой жизни. Автор обсуждает новые возможности замедления процесса старения, в частности в области персонализированного питания. Показано, что исследования, основанные на данных, потенциально могут повысить точность существующих факторов риска путем замены грубых маркеров, таких как уровень холестерина в крови, более подробными многомерными биомаркерами. Авторы представляют попытку разработать новый биомаркер старения, ориентированный на прогнозирование различных возрастных состояний, которые можно предотвратить с помощью персонализированного питания. Статья сочетает философский анализ и этнографические исследования для изучения возможностей и проблем управления старением с помощью физических признаков, которые напрямую не связаны с симптомами заболеваний. Авторы документируют, как усовершенствованные методы измерения создают новые концептуальные трудности при разграничении здоровых и нездоровых состояний. Кроме того, подчеркивается,

что переосмысление старения как риска имеет социальные и этические последствия, формируя нормативные представления о том, что считается успешным. Кроме того, в этой статье рассказывается о проекте COUNTERSTRIKE – совместной исследовательской инициативе Копенгагенского университета, Амстердамского университета и промышленных партнеров Agra Amba group, Bruker и Unilever. Его цель – создать биомаркеры для распределения липопротеидов с целью борьбы с саркопенией у пожилых людей. Проект включает в себя метаболомику, статистику здравоохранения, физиологию и медицину. Исследование сосредоточено на анализе липопротеидов в зависимости от рациона питания, физиологических параметров и микробиома. Используя 3000 биологических образцов, взятых у людей старше 65 лет, проект направлен на разработку метода определения липопротеидов в крови и увязку результатов с прогностическими показателями старения. COUNTER STRIKE является продолжением проекта CALM, использующего его образцы и добавляющего новых участников для формирования разнообразной когорты. Проект описывается как в высшей степени экспериментальный, с акцентом на экспериментальный подход к проблеме потери мышечной массы при старении [1]. В следующем обзоре биомаркеров, проведенном Александром Берклом [2] "Исследования старения", подчеркивается, что ни один из предложенных кандидатов не обеспечивает стабильного измерения биологического возраста в перекрестных исследованиях. Исследование MARK-AGE, поддержанное Европейской комиссией, было проведено с участием более 3200 испытуемых с целью выявления набора биомаркеров старения. Основная идея состояла в том, чтобы создать комбинацию параметров с весами, которые более точно измеряли бы биологический возраст, чем отдельные маркеры. В работе подчеркивается многопричинная и мультисистемная природа процесса старения и перспективность комплексного подхода к измерению биологического возраста. Биомаркеры старения человека крайне необходимы для выявления высокого риска возрастных заболеваний. Они позволяют проводить целенаправленные обследования, вносить профилактические изменения и начинать лечение на ранней стадии. Учитывая увеличение продолжительности жизни, необходимы эффективные стратегии профилактики возрастных заболеваний. Биомаркеры могут быть "нейтральными" маркерами возраста, не связанными напрямую с риском заболевания, и маркерами общего риска возрастных заболеваний. Оба типа могут предоставить важную информацию о состоянии здоровья и риске возрастных изменений. [2]. Например, недавние исследования [3] предлагают использовать методы машинного обучения. Исследование проводилось с целью поиска клинических и биомаркеров, наиболее ассоциированных с саркопенией в пожилом возрасте, с использованием методов машинного обучения. Были проанализированы данные двух популяций с севера (Павия) и юга (Апулия) Италии, включая клинические записи и биологические маркеры. Примененный метод машинного обучения random forest (RF) выявил наиболее прогностические параметры саркопении. Определяются общие переменные, такие как индекс мышечной массы, сила рук, свободный вес ног и предплечий, а также пол. Биомаркеры, такие как альбумин, С-реактивный белок (СРБ), фолиевая кислота и возраст, также считаются важными. Результаты подчеркивают важность этих биомаркеров при скрининге саркопении у стареющего населения и необходимость улучшения медицинской профилактики для смягчения воздействия

саркопении на общее состояние здоровья, качество жизни и оказание медицинской помощи стареющему населению. В статье подчеркивается важность включения альбумина, С-реактивного белка (СРБ), витамина D и сывороточной фолиевой кислоты в процесс скрининга саркопении, особенно среди мужского населения пожилого возраста. Улучшение здоровья и качества жизни стареющего населения является неотложной задачей. Авторы предлагают использовать многомерную методологию для моделирования путей управления рисками, которая может помочь стратифицировать риск саркопении в профилактических медицинских учреждениях и облегчить выявление ухудшающихся состояний здоровья у пожилых людей. [Roberta Zupo, 2023]. Более конкретные исследовательские вопросы будут представлены и исследованы в работе Алекса Жаворонкова [4], где освещаются перспективы использования современных алгоритмов искусственного интеллекта в исследованиях старения. Методы глубокого обучения позволяют создавать предикторы возраста, открывая новые возможности для анализа динамических и статических данных. Биомаркеры старения на основе искусственного интеллекта обеспечивают целостный взгляд на биологические процессы и позволяют создавать новые методы построения причинно-следственных моделей. Развитие генеративных конфронтаций и обучения с подкреплением позволяет генерировать разнообразные синтетические данные, выявлять новые биологические мишени и создавать новые молекулярные соединения и геропротекторы. Эти методы могут быть объединены в единый конвейер разработки биомаркеров, идентификации мишеней, поиска лекарств и анализа реальных данных, что помогает ускорить и улучшить фармацевтические исследования и разработки. Предполагается, что современный искусственный интеллект будет способствовать авторитету и важности биотехнологии долголетия в здравоохранении и фармацевтической промышленности, а также сближению многих областей исследований.

ИИ находит широкое применение в адаптации лечения, служит диагностическим инструментом для минимизации ошибок и позволяет стратифицировать пациентов на основе их уникальных состояний здоровья. Интегрируя точную диагностику и улучшенное понимание пациента, платформы ИИ могут быть использованы для разработки более эффективных подходов к лечению. Способность технологий искусственного интеллекта анализировать огромные объемы данных позволяет выявлять закономерности для прогнозирования прогноза пациента и консультировать врачей по вопросам персонализированной медицины и экспериментальных методов лечения, включая участие в клинических испытаниях. Например, сверточные нейронные сети (CNN) [5] были обучены классифицировать онкологических больных на основе иммуногистохимии опухолевой ткани [Vandenbergh et al., 2017]. Кроме того, классификаторы опухолей на основе машинного обучения [6], например, разработанные для классификации и прогнозирования моделей рака молочной железы, еще раз демонстрируют потенциал ИИ в здравоохранении [Capper et al., 2020]. Кроме того, в своем исследовании автор рассказал о революции в глубоком обучении и его применении в исследованиях старения. Глубокие нейронные сети и методы машинного обучения были успешно использованы для разработки биомаркеров старения, таких как "часы старения", которые оценивают возраст на основе различных данных. Применение искусственного интеллекта в области старения и долголетия дает многообещающие

результаты, и ожидается, что комбинированные подходы с использованием современных методов искусственного интеллекта приведут к новым применениям в медицине. Регулирующие органы начинают разрабатывать рамки для использования технологий искусственного интеллекта в здравоохранении, но важно соблюдать баланс между защитой данных и поддержкой технологического развития. Международное сотрудничество и обмен данными становятся ключевыми для дальнейших исследований и применения биомаркеров старения. [4]. По словам другого автора [7], клиника Кивач разработала специальную медицинскую программу в санатории для профилактики старения при метаболических, сердечно-сосудистых и неврологических заболеваниях. Они исследовали влияние этой программы на биомаркеры биологического возраста пациентов во время их пребывания в санатории, чтобы объективизировать потенциал санаторного лечения для влияния на риск развития возрастных событий. С помощью искусственного глубокого обучения модель Aging.ai 3.0 была основана на показателях крови. Тест доступен по ссылке <https://www.unhooked.co.uk/diversity-ai/aging/aging-v1/index.html>.

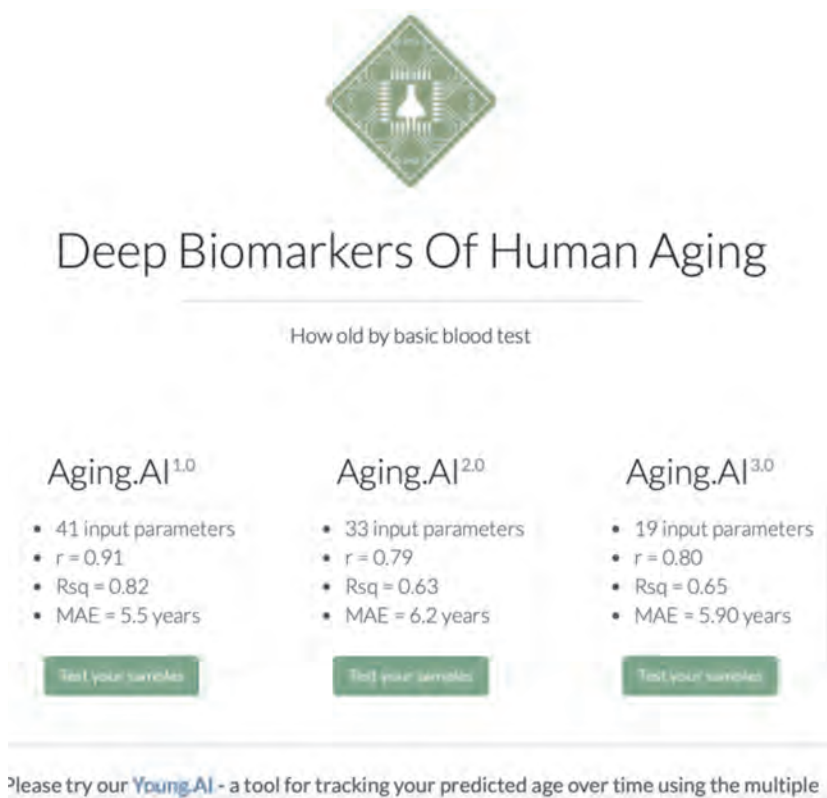


Рисунок 1 – Версии Aging AI.

В рис.2 иллюстрирует дизайн веб-сайта. На рис.3 показаны маркеры, которые необходимо заполнить пациенту, чтобы узнать о старении.

Blood Marker*	Your Value	Units and Sample Metric***
Albumin**	<input type="text"/>	35 - 52 g/l
Glucose**	<input type="text"/>	3.9 - 5.8 mmole/l
Urea**(BUN)	<input type="text"/>	2.5 - 6.4 mmole/l
Cholesterol**	<input type="text"/>	3.37 - 5.96 mmole/l
Protein total**	<input type="text"/>	64 - 83 g/l
Sodium**	<input type="text"/>	136 - 146 mmole/l
Creatinine**	<input type="text"/>	53 - 97 mmole/l
Hemoglobin**	<input type="text"/>	11.7 - 15.5 g/dl
Bilirubin total	<input type="text"/>	1.7 - 21 mcmmole/l
Triglycerides	<input type="text"/>	0.68 - 6 mmole/l
HDL Cholesterol	<input type="text"/>	< 3.3 mmole/l
LDL cholesterol (by Friedewald)	<input type="text"/>	1.81 - 4.04 mmole/l
Calcium	<input type="text"/>	2.15 - 2.65 mmole/l
Potassium	<input type="text"/>	3.4 - 5.1 mmole/l

Рисунок 3 – Маркеры старения.

Основная часть исследования подтверждает, что двухнедельные комплексные медицинские программы в санатории, включающие диету с ограничением калорийности, лечебный курорт (физиотерапия для очищения желчного пузыря и энтеросорбции, стимуляция выделительных органов), фитотерапию, гидротерапию и тепловые процедуры, способны уменьшить биологический возраст человека (Aging.AI 3.0). Медицинские спа-программы демонстрируют потенциал для улучшения качества старения. Более полное описание можно найти в исследовании Евгения Путина [8]. Исследование направлено на решение важной проблемы в изучении старения человека - отсутствие полного набора действенных биомаркеров для оценки эффективности терапевтических вмешательств. В исследовании представлен модульный ансамбль из 21 глубокой нейронной сети, разработанной с различной глубиной, структурой и оптимизацией, для предсказания хронологического возраста человека на основе стандартного анализа крови. Обученная на наборе данных из более чем 60 000 образцов, полученных при обычном медицинском обследовании, модель, показавшая наилучшие результаты, продемонстрировала точность 83,5 %, определив альбумин, глюкозу,

щелочную фосфатазу, мочевины и эритроциты как наиболее важные маркеры. Для общего пользования была разработана система онлайн-тестирования (<http://www.aging.ai>), которая может предложить экономически эффективный и минимально инвазивный подход к мониторингу биомаркеров старения у людей. Кроме того, ансамблевый подход может помочь в межвидовом анализе важности признаков [8]. Однако в настоящее время ссылка не работает. В широкой литературе существует большое количество исследований, посвященных машинному обучению.

Цель этого обзора – предоставить технический обзор достижений и возможностей, предлагаемых искусственным интеллектом для определения биомаркеров старения. С появлением искусственного интеллекта (ИИ) открываются новые перспективы для идентификации и анализа маркеров старения, что может привести к появлению более точных методов определения биологического возраста человека. В этой статье рассматриваются современные стратегии в исследованиях старения с целью выявления биологически более значимых особенностей и упрощения интерпретации моделей, основанных на искусственном интеллекте. Наиболее значимыми и популярными достижениями в области искусственного интеллекта являются:

- Машинное обучение

Машинное обучение (ML) [9] предполагает использование алгоритмов, способных извлекать уроки из данных и делать прогнозы путем построения модели на основе выборочных входных данных. ML часто используется в вычислительных задачах, где создание эффективных алгоритмов с помощью явного программирования является сложной задачей или непрактичным. В настоящее время распространенные традиционные методы ML охватывают k -ближайших соседей (kNN). [Kramer, 2013]

- Глубокое обучение

Глубокое структурированное обучение, также известное как deep learning (DL) или иерархическое обучение, относится к категории методов машинного обучения, которые используют несколько уровней нелинейных вычислительных единиц для улавливания сложных взаимосвязей внутри данных [4]. Эти структуры, состоящие из множества слоев, обычно называют глубокими нейронными сетями (DNNS) или многослойными нейронными сетями. Ключевое различие между исходными искусственными нейронными сетями с одним скрытым слоем (ANNS) и DNNS заключается в их глубине, указывающей на количество слоев, через которые данные подвергаются обработке. Как правило, наличие более трех уровней (включая ввод и вывод) квалифицирует систему как "глубокое" обучение. Таким образом, "глубокое" служит техническим термином, обозначающим наличие более одного скрытого уровня. Подобно другим стандартным архитектурам нейронных сетей, DNNS функционируют как эффективные универсальные аппроксиматоры [Alex Zhavoronkov, 2019].

Как уже было написано выше, на сегодняшний день существует всего несколько приложений, которые определяют старение человека: Стареющие часы, Стареющий ИИ и т.д. Примерами таких часов старения являются часы Хорвата и часы Ханнума, которые основаны на анализе метилирования ДНК. Эти часы старения, хотя и дают интересные результаты исследований, все еще находятся в стадии разработки, и их широкое использование в клинической практике требует дополнительных исследова-

ний и валидации. Второе - для определения старения необходимо множество ваших биомаркеров.

Исходя из вышеперечисленных подходов, для первого необходима ДНК, что занимает много времени, а для второго требуется слишком много анализов, поэтому предлагается экспериментальное исследование с несколькими биомаркерами, охватывающее 800 пациентов, разделенных на возрастные группы: 65-75, 75-90, 90 и старше. В таблице 1 представлены основные показатели, которые были выбраны для анализа преждевременного старения и расчета корреляции. Этим пациентам необходимо сдать анализы крови, результаты будут обработаны в базе данных и создано программное обеспечение на основе языка python.

Таблица 1 – Важные биомаркеры.

	АД (мм/гг) (систо)	Верхний	Нижний	Пульс	Гемоглобин	лейкоциты	тромбоциты	эритроциты	гематокрит	гематокрит без %	СОЭ (мм/час)	Гликолиз (ммоль/л)	Вес (кг)	Курение
1	120/80	120	80	74	122	5,6	279	4,1	0,125	12,5	20	5,94	70	0
2	120/80	120	80	75	141	5,6	324	4,99	0,424	42,4	22	13,81	90	0
3	120/80	120	80	76	125	6,5	304	3,4	0,23	23	12	4,23	65	0
4	170/100	170	100	78	133	7,8	240	4,63	0,268	26,8	12	4,81	60	0
5	170/80	170	80	70	89	3,7	365	3,5	0,321	32,1	43	3,78	53	0
7	135/90	135	90	72	161	8,6	167	4,7	0,35	35	13	5,23	72	0
8	160/90	160	90	73	152	6,5	348	4,1	0,252	25,2	26	5,25	75	0
9	150/90	150	90	85	134	8,7	156	4,5	0,473	47,3	22	5,16	75	0
10	125/75	125	75	95	151	8,7	209	5,83	0,116	11,6	10	6,15	90	0
11	120/80	120	80	65	160	9,2	226	3,3	0,303	30,3	1	5,31	85	0
12	120/80	120	80	84	180	3,7	217	4,6	46,8	46,8	12	3,7	53	0
13	155/90	155	90	75	125	5,8	397	4,1	0,336	33,6	6	4,97	74	0
14	145/80	145	80	68	132	5,3	244	4,6	0,512	51,2	26	4,95	68	0
15	165/80	165	80	72	133	6	192	4,76	0,301	30,1	23	8,6	87	0
16	140/80	140	80	64	128	7,1	261	4,2	0,434	43,4	6	6,22	74	0
17	175/90	175	90	78	115	7,5	234	3,9	0,223	22,3	20	4,96	69	0
18	150/80	150	80	70	122	3,7	217	4,8	46,8	46,8	12	3,7	62	0
19	180/90	180	90	88	132	5,7	215	4,84	0,348	34,8	22	10,1	60	0
20	175/90	175	90	90	98	8,7	252	4,2	0,201	20,1	10	4,45	60	1
21	120/80	120	80	93	133	10,3	347	4,73	0,364	36,4	26	7,89	96	0
22	180/90	180	90	85	111	5,7	217	3,81	0,417	41,7	14	4,51	67	0
23	130/80	130	80	76	130	7,5	229	4,35	0,478	47,8	25	6,33	70	0
24	140/90	140	90	60	112	8,1	162	4,02	0,271	27,1	34	4,94	51	0
25	120/80	120	80	97	99	10,7	235	3,56	0,225	22,5	32	9,88	75	0
26	130/90	130	90	98	158	8	175	5,4	0,324	32,4	20	5,18	90	0
27	155/100	155	100	72	152	6,8	279	4,58	0,294	29,4	24	22,27	60	0
28	150/90	150	90	75	135	8,2	221	5,1	14,6	14,6	10	6,67	91	0
29	140/80	140	80	94	82	5,4	226	4,3	0,321	32,1	30	4,87	91	0
30	130/90	130	90	64	165	6,5	177	5,47	0,341	34,1	14	4,75	63	0
31	150/80	150	80	76	135	10,3	143	3,9	0,142	14,2	24	5,98	60	0
32	150/80	150	80	80	159	9	219	5	0,23	23	12	5,86	77	0
33	140/80	140	80	100	129	5,7	212	4,48	42,7	42,7	11	7,62	80	0
34	120/80	120	80	106	95	7,3	185	4,17	0,237	23,7	25	6,48	60	1
35	160/90	160	90	76	105	4,8	202	3,8	0,477	47,7	12	4,96	59	0
36	165/90	165	90	84	137	7	244	4,67	0,279	27,9	10	8,96	78	0
37	155/80	155	80	82	164	8	257	7,05	0,262	26,2	13	6,27	84	0

Подводя итог, можно сказать, что в данном обзоре рассмотрены различные подходы к определению биомаркеров старения и существующие приложения, определяющие преждевременное старение. О системе Aging.Ai написано большое количество существующих исследований в широкой литературе. Поэтому необходим новый подход к исследованию преждевременного старения с помощью искусственного интеллекта. Увеличение продолжительности жизни не означает увеличение продолжительности активного долголетия. Одной из главных проблем современного мира, помимо старения населения, можно считать увеличение возраст-ассоциированных заболеваний и прежде всего сердечно-сосудистых заболеваний (ССЗ). Сердечно-сосудистые заболевания – основная причина смертности и бремени инвалидизации как во всем мире, так и в Казахстане. Согласно данным ВОЗ, Казахстан относится к регионам с высоким риском развития ССЗ [10]. При этом показатели смертности в Казахстане являются одними из самых высоких в Центральной Азии. В связи с этим основной современной задачей кардиологов является снижение сердечно-сосудистой смертности от данных заболеваний. Задачей ИИ является своевременное выявление

и профилактики ССЗ, и на основе иммунологических биохимических маркеров дать прогноз, риски и возможные причины снижения продолжительности жизни населения. При этом являясь заболеваниями, ассоциированными с возрастом, ССЗ рассматриваются как одно из явных проявлений патологического старения организма, а состояние сердечно-сосудистой системы отражает так называемый «биологический» возраст человека. Для ИИ актуальным является также поиск маркеров старения, определение роли эндокринных, метаболических, иммунологических, структурно-функциональных нарушений в развитии сосудистого старения в их взаимосвязи.

Таким образом, возраст-ассоциированные маркеры представляют собой общий качественный и количественный индикатор функционального состояния человека. Один показатель не может отражать картину состояния организма, его возраста, а оценка скорости старения должна быть комплексной, меняться с возрастом, позволять предвидеть ранние стадии возраст-зависимых заболеваний, быть доступными и минимально инвазивными. В связи с этим эффективная ранняя профилактика подразумевает определение мишеней для воздействия на маркеры, которые будут отражать скорость старения сердечно-сосудистой системы и соответственно помогут оценивать эффективность проводимых мероприятий. Для решения проблемы профилактики раннего сердечно-сосудистого старения планируется провести комплексное изучение ряда клинических, биохимических, иммунологических, инструментальных исследований. На основе новых данных при помощи ИИ возможно создание наиболее эффективных программ первичной и вторичной профилактики основных гериатрических синдромов. Результатом исследования станет разработка методических рекомендаций и соответствующих нормативных документов по гериатрии.

Таким образом, искусственный интеллект играет ключевую роль в современных исследованиях, направленных на выявление и понимание маркеров старения. Это открывает новые перспективы для профилактики возрастных заболеваний и улучшения качества общественного здоровья. Однако для получения максимальной пользы и минимизации рисков необходима тщательная обработка данных и учет этических аспектов.

ЛИТЕРАТУРА

1 Green, Sara, and Line Hillersdal. "Aging Biomarkers and the Measurement of Health and Risk." *History and Philosophy of the Life Sciences*, vol. 43, no. 1, 23 Feb. 2021, <https://doi.org/10.1007/s40656-021-00367-w>.

2 Alexander Bürkle, and Moreno-Villanueva, Maria. "MARK-AGE: European Study to Establish Biomarkers of Human Ageing." *Experimental Gerontology*, vol. 46, no. 2-3, Feb. 2015, p. 212, <https://doi.org/10.1016/j.exger.2010.11.025>.

3 Zupo, Roberta, et al. "A Machine-Learning Approach to Target Clinical and Biological Features Associated with Sarcopenia: Findings from Northern and Southern Italian Aging Populations." *Metabolites*, vol. 13, no. 4, 17 Apr. 2023, pp. 565–565, <https://doi.org/10.3390/metabo13040565>. Accessed 15 Jan. 2024.

4 Zhavoronkov, Alex, et al. "Artificial Intelligence for Aging and Longevity Research: Recent Advances and Perspectives." *Ageing Research Reviews*, vol. 49, 2019, pp. 49–66, www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30472217, <https://doi.org/10.1016/j.arr.2018.11.003>. Accessed 8 July 2019.

5 Vandenberghe, Michel E., et al. "Relevance of Deep Learning to Facilitate the Diagnosis of HER2 Status in Breast Cancer." *Scientific Reports*, vol. 7, no. 1, 5 Apr. 2017, <https://doi.org/10.1038/srep45938>.

6 Perez, E., and D. Capper. "Invited Review: DNA Methylation-Based Classification of Paediatric Brain Tumours." *Neuropathology and Applied Neurobiology*, 19 Feb. 2020, <https://doi.org/10.1111/nan.12598>.

7 Isaev, Fedor I., et al. "Blood Markers of Biological Age Evaluates Clinic Complex Medical Spa Programs." *Biomedicines*, vol. 11, no. 2, 19 Feb. 2023, p. 625, <https://doi.org/10.3390/biomedicines11020625>. Accessed 6 May 2023.

8 Putin, Evgeny, et al. "Deep Biomarkers of Human Aging: Application of Deep Neural Networks to Biomarker Development." *Aging*, vol. 8, no. 5, 21 Feb. 2017, pp. 1021–1033, <https://doi.org/10.18632/aging.100968>.

9 Kramer, O., 2013. K-nearest neighbors. *Intelligent Systems Reference Library*. pp. 13–23.
Kulkarni, P., 2017. reinforcement and deep reinforcement machine learning. *Intelligent Systems Reference Library*. pp. 59–83.

10 Демографический ежегодник Казахстана. А: Агенство Республики Казахстан по статистике, 2018; 840с

11 Bernard, David, et al. "Explainable Machine Learning Framework to Predict Personalized Physiological Aging." *Aging Cell*, vol. 22, no. 8, 10 June 2023, <https://doi.org/10.1111/acer.13872>. Accessed 5 Feb. 2024.

12 Mamoshina, Polina, et al. "Population Specific Biomarkers of Human Aging: A Big Data Study Using South Korean, Canadian, and Eastern European Patient Populations." *The Journals of Gerontology: Series A*, vol. 73, no. 11, 11 Jan. 2018, pp. 1482–1490, <https://doi.org/10.1093/geron/gly005>. Accessed 24 May 2021.

13 Minh Thanh Chung, et al. "Use of Artificial Intelligence in Skin Aging." *OBM Geriatrics*, vol. 07, no. 02, 17 Apr. 2023, pp. 1–8, <https://doi.org/10.21926/obm.geriater.2302233>. Accessed 21 Jan. 2024.

REFERENCES

1 Green, Sara, and Line Hillersdal. "Aging Biomarkers and the Measurement of Health and Risk." *History and Philosophy of the Life Sciences*, vol. 43, no. 1, 23 Feb. 2021, <https://doi.org/10.1007/s40656-021-00367-w>.

2 Alexander Bürkle, and Moreno-Villanueva, Maria. "MARK-AGE: European Study to Establish Biomarkers of Human Ageing." *Experimental Gerontology*, vol. 46, no. 2-3, Feb. 2015, p. 212, <https://doi.org/10.1016/j.exger.2010.11.025>.

3 Zupo, Roberta, et al. "A Machine-Learning Approach to Target Clinical and Biological Features Associated with Sarcopenia: Findings from Northern and Southern Italian Aging Populations." *Metabolites*, vol. 13, no. 4, 17 Apr. 2023, pp. 565–565, <https://doi.org/10.3390/metabo13040565>. Accessed 15 Jan. 2024.

4 Zavoronkov, Alex, et al. "Artificial Intelligence for Aging and Longevity Research: Recent Advances and Perspectives." *Ageing Research Reviews*, vol. 49, 2019, pp. 49–66, www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30472217, <https://doi.org/10.1016/j.arr.2018.11.003>. Accessed 8 July 2019.

5 Vandenberghe, Michel E., et al. "Relevance of Deep Learning to Facilitate the Diagnosis of HER2 Status in Breast Cancer." *Scientific Reports*, vol. 7, no. 1, 5 Apr. 2017, <https://doi.org/10.1038/srep45938>.

6 Perez, E., and D. Capper. "Invited Review: DNA Methylation-Based Classification of Paediatric Brain Tumours." *Neuropathology and Applied Neurobiology*, 19 Feb. 2020, <https://doi.org/10.1111/nan.12598>.

7 Isaev, Fedor I., et al. “Blood Markers of Biological Age Evaluates Clinic Complex Medical Spa Programs.” *Biomedicines*, vol. 11, no. 2, 19 Feb. 2023, p. 625, <https://doi.org/10.3390/biomedicines11020625>. Accessed 6 May 2023.

8 Putin, Evgeny, et al. “Deep Biomarkers of Human Aging: Application of Deep Neural Networks to Biomarker Development.” *Aging*, vol. 8, no. 5, 21 Feb. 2017, pp. 1021–1033, <https://doi.org/10.18632/aging.100968>.

9 Kramer, O., 2013. K-nearest neighbors. *Intelligent Systems Reference Library*. pp. 13–23. Kulkarni, P., 2017. reinforcement and deep reinforcement machine learning. *Intelligent Systems Reference Library*. pp. 59–83.

10 Демографический ежегодник Казахстана. А: Агентство Республики Казахстан по статистике, 2018; 840с

11 Bernard, David, et al. “Explainable Machine Learning Framework to Predict Personalized Physiological Aging.” *Aging Cell*, vol. 22, no. 8, 10 June 2023, <https://doi.org/10.1111/acel.13872>. Accessed 5 Feb. 2024.

12 Mamoshina, Polina, et al. “Population Specific Biomarkers of Human Aging: A Big Data Study Using South Korean, Canadian, and Eastern European Patient Populations.” *The Journals of Gerontology: Series A*, vol. 73, no. 11, 11 Jan. 2018, pp. 1482–1490, <https://doi.org/10.1093/geronology005>. Accessed 24 May 2021.

13 Minh Thanh Chung, et al. “Use of Artificial Intelligence in Skin Aging.” *OBM Geriatrics*, vol. 07, no. 02, 17 Apr. 2023, pp. 1–8, <https://doi.org/10.21926/obm.geriatr.2302233>. Accessed 21 Jan. 2024.