

УДК 616.89-008; 51-77; 004.8

<https://doi.org/10.47093/2713-069X.2023.4.1.31-39>

Моделирование поведения человека в норме и при психической патологии

Л.Ю. Демидова^{1,*}, Р.В. Ахапкин¹, А.А. Ткаченко^{1,2}

¹ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр психиатрии и наркологии им. В.П. Сербского» Министерства здравоохранения Российской Федерации, Кропоткинский пер., д. 23, г. Москва, 119034, Россия

²ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова» Министерства здравоохранения Российской Федерации (Сеченовский Университет), ул. Трубецкая, д. 8, стр. 2, г. Москва, 119991, Россия

Аннотация

Активное развитие научных технологий и цифровая трансформация здравоохранения обещают серьезный прорыв в понимании нормы и патологии, в оценке рисков возникновения заболеваний или особых психических состояний, в прогнозировании их течения и возможных последствий. Иными словами, возникают надежды, что в недалеком будущем наука позволит моделировать и предсказывать сложное поведение человека хотя бы в каких-то контекстах. В статье анализируется прогресс в области моделирования человеческого поведения в медицине и, в частности, в психиатрии, для которой объяснение поведенческих нарушений является наиболее актуальным. С целью анализа существующих способов моделирования поведения человека в норме и при психической патологии было просмотрено 1175 публикаций, из которых для дальнейшего изучения были отобраны 74 работы. В статье освещаются возможности моделирования человеческого поведения и его наиболее перспективные направления. Показаны ограниченные возможности такого моделирования в настоящее время. Большинство создаваемых моделей не проходят достаточной проверки и оказываются непригодны для решения реальных практических задач. Кроме того, наука далека от объяснения сложных вариантов человеческого поведения, под вопросом остается и сама возможность такого моделирования с помощью компьютерной архитектуры, которая существенно отличается от биологической. Рассмотрены варианты моделирования поведения, позволяющие решать конкретные практические задачи в психиатрии и в целом в здравоохранении и поэтому представляющиеся наиболее перспективными.

Ключевые слова: моделирование поведения; здравоохранение; психиатрия; искусственный интеллект; прогнозирование

Для цитирования: Демидова Л.Ю., Ахапкин Р.В., Ткаченко А.А. Моделирование поведения человека в норме и при психической патологии. Национальное здравоохранение. 2023; 4 (1): 31–39. <https://doi.org/10.47093/2713-069X.2023.4.1.31-39>

Контактная информация:

* Автор, ответственный за переписку: Демидова Любовь Юрьевна. E-mail: demidova.l@serbsky.ru

Статья поступила в редакцию: 15.01.23

Статья принята к печати: 27.02.23

Дата публикации: 14.04.23

Modeling of human behavior in norm and mental pathology

Liubov Yu. Demidova^{1,*}, Roman V. Akhaphkin¹, Andrey A. Tkachenko^{1,2}

¹V. Serbsky National Medical Research Centre for Psychiatry and Narcology, Kropotkinsky Lane, 23, Moscow, 119034, Russia

²Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University), Trubetskaya str., 8/2, Moscow, 119991, Russia

Abstract

Active development of scientific technologies and the digital transformation of the healthcare service promise a serious breakthrough in understanding the norm and pathology, assessing the risks of diseases or specific mental conditions, predicting their course and possible consequences. In other words, there are hopes that in the nearest future science allows modeling and predicting of complex human behavior at least in some contexts. The article analyzes the progress in the field of human behavior modeling in medicine and, particularly, in psychiatry, for which the explanation of behavioral disorders is the most relevant. 1175 publications were reviewed and 74 of them were selected for further analysis of the

existing methods for human behavior modeling in norm and mental pathology. The article highlights the possibilities of human behavior modeling and its most promising prospects. The possibilities of such modeling at the present time are limited. Most part of the created models have no sufficient verification and are unsuitable for solving real practical problems. In addition, science progress is far from explaining complex variants of human behavior, and it is unclear if it is possible to model such behavior using computer architecture, which is significantly different from biological. Various behavioral models are considered, that allow to solve specific practical tasks in psychiatry and healthcare system, and therefore seem to be the most promising.

Keywords: modeling of behavior; healthcare; psychiatry; artificial intelligence; prediction

For citation: Demidova L.Yu., Akhupkin R.V., Tkachenko A.A. Modeling of human behavior in norm and mental pathology. National Health Care (Russia). 2023; 4 (1): 31–39. <https://doi.org/10.47093/2713-069X.2023.4.1.31-39>

Contacts:

* Corresponding author: Liubov Yu. Demidova. E-mail: demidova.l@serbsky.ru

The article received: 15.01.23

The article approved for publication: 27.02.23

Date of publication: 14.04.23

Список сокращений:

ИИ – искусственный интеллект

GPS – Global Positioning System

Моделирование человеческого поведения предполагает предсказание будущих действий или решений отдельного индивида (группы лиц) в конкретных условиях на основе анализа ранее реализованных действий или принятых решений. Научное изучение человеческого поведения проводится не только с целью его описать и понять, но и для того, чтобы иметь возможность его предсказывать и изменять.

Целью настоящей работы стал анализ существующих способов моделирования поведения человека в норме и при психической патологии.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Поиск литературы для анализа проводился по таким сочетаниям, как «modeling of human behavior» и «prediction of human behavior». На первом этапе поиск осуществлялся с помощью платформы Semantic Scholar, объединяющей научные публикации из множества баз данных. На этом ресурсе просматривались наиболее высокоцитируемые работы. На втором этапе поиск статей осуществлялся по базам данных издательств, выпускающих высокорейтинговые журналы Nature и Science. В этих базах данных просматривались как наиболее высоко цитируемые статьи, так и недавно опубликованные. На всех ресурсах при каждом способе сортировки были просмотрены первые 200 результатов поиска по каждому из запросов. На третьем этапе по аналогичным запросам на русском языке («моделирование поведения человека» и «прогнозирование поведения человека») был осуществлен поиск по статьям и книгам в библиографической базе «Российский индекс научного цитирования», где в качестве результата поиска были показаны немногочисленные работы (128 и 47 для обоих запросов соответственно). Таким образом, всего было просмотрено 1175 источников. Из них было отображено 74 работы (65 англоязычных и 9 русскоязычных),

название и/или аннотации которых указывали на рассмотрение каких-либо конкретных способов моделирования поведения человека в повседневной жизни и/или при психической патологии.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Среди работ наиболее часто встречались обзоры разных методов моделирования (15 источников), публикации по Байесовскому выводу (13 источников), агентному моделированию (10 источников), глубокому или машинному обучению (8 источников), авторегрессионным алгоритмам прогнозирования (6 источников), моделированию в системе здравоохранения (6 работ), единичные работы, связанные с построением отдельных видов математических моделей, компьютерным моделированием эмоций, моделированием системы обучения с подкреплением и другие, а также публикации по общим вопросам, связанным с моделированием. Из всех работ в итоговый анализ были добавлены обзоры, а также публикации, в которых наиболее наглядно иллюстрировались те или иные примеры применения моделей.

Результаты обзора представлены параллельно с их обсуждением и разделены на два основных тематических блока, выделенных по темам, в основном затрагиваемых в изученных публикациях. Это возможности моделирования человеческого поведения и его наиболее перспективные направления. В дальнейшем представлен критический анализ рассмотренных способов моделирования, в том числе с привлечением дополнительных источников литературы.

Возможности существующих способов моделирования человеческого поведения

Работа по моделированию ведется в самых разных областях. Моделируется поведение пользователей во взаимодействии с программным обеспечением,

поведение противника в играх, криминальное поведение, решения, принимаемые присяжными заседателями [1]. Активно разрабатывается моделирование и в области здравоохранения – уже более десятилетия назад исследователи признавали затруднительной саму возможность отслеживания всех публикаций по этой теме [2].

Несмотря на активное развитие моделирования в здравоохранении, его прогресс, например, при оценке вероятности повторных госпитализаций, невелик в сравнении с традиционными моделями прогнозирования риска и до последнего времени оставался немногим лучше, чем предсказания, сделанные на основе подбрасывания монеты [3].

Моделирование и предсказание в здравоохранении становятся необходимы, поскольку рандомизированные контролируемые исследования могут помочь в решении довольно ограниченного спектра задач, связанных с пониманием простых причинно-следственных связей, тогда как при работе с комплексными вмешательствами они, как правило, терпят неудачу, потому что сравнения и анализы становятся гораздо более сложными [4]. Большинство поведенческих моделей в области психического здоровья сосредоточены на клинических детерминантах (например, тяжесть заболевания), игнорируя при этом многие социальные и средовые факторы более высокого уровня, связанные с общим функциональным статусом человека (например, уровень его дохода, наличие медицинской страховки, уровень образования, семейное положение и другие), игнорируется и взаимодействие пациентов с системой здравоохранения в целом [3].

В традиционных моделях поведения в здравоохранении, формирующих причинно-следственные выводы на основе некоторого набора данных, чаще всего используют регрессионный анализ. К моделям такого рода можно отнести многие инструменты, претендующие на оценку риска, например общественно опасного поведения лиц с психическими расстройствами [5]. Регрессионный анализ применяется в области персонализированной психиатрии, в том числе при предсказании эффективности применения конкретных фармакологических препаратов для определенных групп пациентов [6].

Такое моделирование хорошо подходит для анализа типичного поведения, но для прогноза реального поведения, представляющего собой активное взаимодействие субъекта с миром, когда причина и следствие рассматриваются как динамичные, необходимо моделирование более сложное.

Исследователями разбираются преимущества и ограничения обобщенной линейной модели и более сложных способов, таких как авторегрессионные модели и сетевое моделирование [7]. Методы моделирования, основанные на авторегрессионных алгоритмах прогнозирования, позволяют анализировать

и предсказывать состояния временных рядов, то есть подходят для параметров, которые могут быть представлены в динамике. С помощью такого моделирования анализируются, например, процессы запоминания у больных шизофренией [8]. Построение сетевых моделей психических расстройств также видится перспективным [9]. Моделирование с использованием алгебры процессов рассматривается как многообещающее для прогнозирования динамических фаз и переходов между нормой и психической болезнью [10].

Амбициозные задачи ставит перед собой прецизионная медицина, претендующая на предсказание восприимчивости к конкретному заболеванию или реакции на конкретное лечение, предполагающая разработку индивидуального подхода к терапии с учетом особенностей каждого пациента [11]. Прецизионный подход в психиатрии фокусируется на выявлении подгрупп пациентов с различной чувствительностью к терапии, на использовании новых достижений в области молекулярной биологии и нейронаук для выбора наилучших вариантов лечения и даже претендует на создание объяснительной концепции психического здоровья [12].

Исследования в рамках прецизионной психиатрии сосредоточены на изучении:

- генома (совокупность наследственного материала, содержащегося в клетке организма) и эпигенетических механизмов (изменения активности генов во время роста и деления клеток), играющих важную роль в понимании различий между людьми в отношении эффективности терапии [13];
- метаболома (метаболиты, образующиеся в процессе клеточной регуляции), что позволяет предсказать эффективность препарата до его введения [14];
- протеома (весь набор белков, транслируемых из гена), что позволяет по паттернам экспрессии белков в ответ на экзогенный фармацевтический стимул судить об эффективности лечения [15];
- коннектома (структура связей в нервной системе), который исследователи пробуют использовать для постановки точного диагноза и в качестве инструмента оценки ответа на лекарство [16];
- экспосома (совокупность факторов окружающей среды, влияющих на регуляцию генов), к которому относятся, например, диета, образ жизни, стресс, профессиональные вредности и социальная поддержка – факторы, влияющие на развивающийся организм с момента зачатия [17]. Сюда же можно отнести употребление веществ, вызывающих привыкание, такие психосоциальные факторы, как жестокое обращение в детстве и стиль воспитания, социально-экономический статус, качество жилья и социальные отношения.

Для обработки таких сложных данных, связанных с вариативными результатами, лучше всего подходят компьютерные системы [18]. Большинство

современных разработок не только в здравоохранении, но и в области обороны, образования, обучения, принятия решений и влияния человеческого фактора на поведение¹ основываются на прогрессе в сфере искусственного интеллекта (ИИ) [3], где существует множество подходов к моделированию, недостатки каждого из которых предлагается компенсировать построением моделей с гибридной архитектурой (соединяющей разные подходы) [19].

Моделирование с использованием методов ИИ основывается на больших объемах данных. Так, например, при моделировании поведения человека во взаимодействии с программным обеспечением анализируются голос, динамика нажатия клавиш, использование тех или иных путей запуска приложения, используемые в устной и письменной речи слова, выбор интернет-браузера и поисковой системы, способ отправки электронных писем, выбор шрифтов и стилей, структура абзацев и многое другое [1].

Любые особенности поведения могут быть использованы в качестве поведенческого дескриптора. Можно разрабатывать биометрию рабочих привычек, социального поведения, темперамента, интеллекта, интересов, сексуальных предпочтений, психических расстройств и т.п. [1]. При моделировании поведения в области здравоохранения указывается на возможность использования национальных источников данных, например баз данных о переписи населения, данных систем здравоохранения, наркологической службы и т.п. [3]. Так, в одной из работ были использованы поликлинические данные для предсказания с помощью методов машинного обучения перехода депрессии в биполярное расстройство [20]. Автоматизированный скрининг электронных медицинских карт и их анализ с помощью методов машинного обучения рассматривается в качестве одной из стратегий для обнаружения лиц с пограничным расстройством личности [21], для прогнозирования рисков возникновения послеродовой депрессии [22] или суицидальных попыток у детей и подростков [23].

Достижения в области цифровых технологий и анализа данных создают беспрецедентные возможности для оценки поведения, в том числе в области психического здоровья. Смартфоны и другие устройства (например, смарт-часы) обеспечивают пассивный сбор поведенческих и физиологических данных, поскольку оборудованы множеством датчиков, которые позволяют оценивать людей в естественных условиях. Например, характеристики, полученные из данных Global Positioning System (GPS), и дальнейший анализ на их основе дисперсии местоположения, энтропии, циркадных ритмов предсказывают тяжесть депрессивных симптомов у больных, а частота поведенческих аномалий в таких данных позволяет предсказать

изменение состояния и возможный рецидив у лиц с диагнозом шизофрении за две недели до его фактического наступления [24].

Наиболее перспективные виды моделирования

Алгоритмы глубокого обучения позволяют находить скрытые закономерности в больших массивах данных и используются для диагностики и прогноза риска психической патологии на основе клинических данных и данных обследований (электронных медицинских карт, функциональной магнитно-резонансной томографии, электроэнцефалографии), на основе анализа огромного числа генетических полиморфизмов, голосовых и визуальных данных, данных социальных сетей [25].

Исследуются возможности предсказания дезадаптивной агрессии или раздражительности с помощью такого метода машинного обучения, как прогностическое моделирование на основе анализа коннектома (connectome based predictive modeling), то есть на основе изучения связности разных сетей мозга в момент решения разных задач [26, 27].

Моделирование с помощью структурных уравнений (structural equation modeling) представляет собой схожий с регрессионным анализом, но гораздо более мощный метод, исследующий линейные причинно-следственные связи между переменными, в том числе скрытыми, и одновременно учитывает ошибки измерения [28]. С помощью этого метода сложное человеческое поведение может быть предсказано, вероятно, точнее. Например, была показана возможность предсказания социальной адаптации на основе таких показателей, как исполнительные функции, социальное познание и интеллект [29].

Подход, основанный на знаниях (knowledge-based approach), хотя и выглядит слишком жестким и детерминированным, поскольку моделирует поведение людей в заранее известных ситуациях [19], может быть использован при обучении персонала, при создании автоматизированных систем для решения ряда задач, в том числе при выборе мер терапевтического воздействия [29]. Использование такого подхода в рамках гибридной архитектуры в сочетании с генетическими алгоритмами применяется в области хирургии для подбора команды медицинских работников, способных с наибольшей вероятностью эффективно справиться с ситуацией при любых обстоятельствах или стрессовом воздействии [30].

Еще одно направление предполагает моделирование границ между нормальным и патологическим поведением, что приобретает особую актуальность в связи с постепенным отказом от традиционных категориальных подходов в психиатрии в пользу

¹ NATO Science and Technology Organization (CSO). 2022 Collaborative programme of work. 2022. URL: https://www.sto.nato.int/public/NATO-STO_CPoW_2022_FINAL.pdf (accessed 15.01.2022).

дименсиональной оценки, которая пытается преодолеть гетерогенность различных клинических проявлений и ненадежность категориальной диагностики, позволяет учитывать доклинические случаи. Предполагалось, что такие инициативные дименсиональные системы, моделирующие психические расстройства, как Research Domain Criteria (RDoC), Hierarchical Taxonomy of Psychopathology (HiTOP) и другие, устранят недостатки категориальных моделей. Однако гетерогенность любого признака затрудняет оценку конкретного индивида, размывает границы между нормой и патологией. Для построения моделей, разграничивающих норму от психической патологии в условиях такой фундаментальной неоднозначности, созданы целые алгоритмы под разные типы задач, которыми может воспользоваться любой ученый и получить статистические выводы, позволяющие анализировать местоположение конкретного пациента в распределении подобно диаграммам роста в педиатрии [31].

Интересным представляется подход с использованием нечеткой логики (fuzzy logic approach), применяющийся для моделирования явлений с некоторой (хотя и ограниченной) степенью неопределенности [19]. Такой подход предполагает возможность небинарной, «неопределенной» категоризации в представленных данных, что в большей степени соответствует клинической реальности и упомянутой ранее дименсиональной оценке, когда невозможно четко определить принадлежность субъекта к одному из классов.

Для изучения поведения в более сложных системах перспективным представляется агентное моделирование (agent-based modeling), предполагающее анализ взаимодействия между автономными агентами [19]. Причем это не обязательно должны быть субъекты, это может быть моделирование влияния физической или социальной среды на индивида. В рамках такого подхода можно моделировать эмерджентные явления. Моделирование такого рода широко используется в системе здравоохранения, в том числе при решении организационных задач, а также при моделировании иммунной системы человека, прогнозировании распространения эпидемий [32] и во многих других задачах.

Анализ существующих способов моделирования

Существующие системы в области моделирования поведения человека критикуют за их недостаточную проверку перед использованием и возникающие в дальнейшем ошибки предсказания². Кроме того, большинство попыток моделирования остается на уровне теоретических рассуждений, лишь в немногих работах сообщается о результатах внедрения

моделей [2] или их проверки на тестовых выборках. Этот недостаток моделирования приводит к тому, что авторы создают все новые и новые модели и их модификации [19].

Более того, само по себе поведение человека не является полностью повторяющимся, а значит, собираемые данные достоверны лишь для определенного контекста. Люди действуют по-разному в зависимости от настроения, болезни, депривации сна, опьянения, стресса, голода, даже пространственного расположения – каждая из этих тонкостей является небольшим фактором, вносящим свой вклад в поведение, а значит, и в точность его прогнозирования. Более того, иногда человек ведет себя не так, как обычно, а использует поведенческие стратегии для манипуляции окружающими (в игре или в реальной жизни, например в случае симуляции или диссимуляции психического расстройства) [1], что может снижать точность сделанных предсказаний.

Несмотря на успех ИИ, мы все еще далеки от моделирования мира подобно тому, как это делают люди, даже с использованием самых мощных алгоритмов [33, 34]. «Наше понимание работы мозга находится даже не на уровне “черного ящика”, так как на современном уровне знаний у науки нет понимания, что именно и на какой из входов “черного ящика” необходимо подать, чтобы получить результат» [35, с. 103]. В системе, наиболее точно моделирующей человеческое поведение, должны быть заложены способность к восприятию не просто объектов, но и контекста, в котором они представлены, способность к обучению, система внутреннего подкрепления, механизмы кратковременной и долговременной памяти, способность к вероятностному прогнозированию, множество петель обратной связи как внутри самой модели, так и от среды [36]. В настоящее время не существует модели прогнозирования человеческого поведения, отвечающей всем описанным требованиям. Более того, в ближайшее время такая модель вряд ли появится, поскольку наличие у человека сознания и способности к опережающему отражению приводит к непостижимой вариативности потенциально реализуемого поведения [37], что экспоненциально увеличивает сложность его распознавания и тем более его предсказания.

Среда, с которой сталкивается человек, содержит почти бесконечное количество информации. Поэтому данные, поступающие в мозг, часто весьма неоднозначны. Человеческий мозг разрешает эту неопределенность, используя контекстную информацию и предыдущий опыт. Человек усваивает названия и представления о конкретных объектах не в вакууме, а в контексте и в связи с другими объектами. Предыдущий опыт основан на динамических ментальных моделях в сознании человека (интуитивных

² Van den Bosch K., Korteling J.E. Validating models of human behaviour TNO report 2016. 2016. R11848. URL: <https://publications.tno.nl/publication/34634986/pelBWw/TNO-2016-R11848.pdf> (accessed 15.01.2022).

физических моделях, интуитивном понимании психических состояний, убеждений и целей других людей, культурных моделях поведения). Эти ментальные модели помогают ограничивать поток входящих данных и выбирать наиболее важную информацию в каждой ситуации с помощью индуктивной предвзятости [33]. По мнению некоторых авторов, интуитивные модели принятия решений человеком наилучшим образом описываются с помощью байесовских вычислений [33, 38, 39]. Интересно, что уравнение Байеса «лежит в основе всех современных систем ИИ для вероятностного вывода» [40]. Человек принимает решения интуитивно, в компромиссе между точностью прогноза и ограниченностью ресурсов (в том числе временных), поэтому современные исследователи в области ИИ предпринимают попытки наделения его эвристическими стратегиями принятия решений [38].

Прогресс в моделировании обеспечит лучшее понимание не только того, как поведение возникает в биологических системах, но и самих этих систем [33, 35]. Более того, высказываются мнения, что именно успешное моделирование будет показателем того, что мы действительно понимаем работу мозга [41].

Хотя создаются алгоритмы, претендующие на моделирование целенаправленного поведения, приближенного к человеческому, в которые закладываются способность к адаптации через обучение с подкреплением, эпизодическая и семантическая память, пространственная зрительная система [42], в таких моделях не учитывается различие между биологической и компьютерной архитектурами. Моделирование с помощью нейронных сетей, кажущееся наиболее перспективным для анализа сложных систем с неясными механизмами, позволяет создавать модели таких сложных феноменов, как обучение, адаптация и способность к обобщению [19], но вместе с тем замкнуто само на себе, а алгоритмы принятия решений в такой системе принципиально непознаваемы, то есть нельзя обосновать сделанный вывод или понять его причины.

Сегодня ИИ может превзойти человека в определенных узких задачах, которые, как считалось раньше, требуют человеческого опыта, например в игре в шахматы, покер или Го, при распознавании объектов или речи и т.п., но не существует ИИ, который может выполнять множество разных задач, как человеческий разум. Сегодняшний ИИ может решать небольшое число конкретных задач точно и быстрее, чем люди, но эволюционировавший человеческий разум отличают гибкость и умение интуитивно решать множество различных задач [33]. Человеку для обучения достаточно нескольких примеров, тогда как ИИ требуется огромное количество обучающих попыток, чтобы достичь сопоставимой производительности [35, 41, 43], алгоритмы ИИ не адаптируются к новым средовым условиям [41]. Вместе с тем ИИ может находить

причинные связи между далеко отстоящими друг от друга событиями, что невозможно для биологического интеллекта, способного устанавливать причинные отношения лишь на ограниченном интервале времени [35].

ВЫВОДЫ

Основным препятствием для развития способов моделирования, точно предсказывающих поведение человека, является недостаточность имеющихся научных знаний для объяснения механизмов поведения человека и принимаемых им решений.

Все представленные способы моделирования претендуют лишь на частичное объяснение отдельных аспектов поведения. Ни одна из существующих моделей не может точно предсказывать сложные варианты поведения человека в различных условиях.

Ввиду непостижимости и сложности человеческого поведения при его моделировании необходимо сосредоточиться на каких-то отдельных аспектах и использовать разные подходы в зависимости от стоящих перед исследователем задач.

Существующие способы моделирования основываются преимущественно на анализе больших объемов данных, сбор которых для построения конкретных моделей представляет отдельную задачу. Систематический сбор клинических и исследовательских данных является основополагающим для успешного моделирования.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Моделирование человеческого поведения представляет собой актуальную задачу для здравоохранения, особенно в сфере психического здоровья, поскольку позволит улучшить понимание механизмов как нормального, так и аномального поведения (при психических расстройствах или совершении криминальных действий), поможет предсказывать возможные риски и своевременно принимать профилактические меры, что существенно снизит негативное влияние расстройств на общее функционирование людей и их способность к саморегуляции.

Однако в рутинной клинической практике не используются стандартизированные системы оценки, которые могут быть подвергнуты цифровой обработке, крайне редко проводятся лабораторное генетическое тестирование и исследования с использованием визуализации головного мозга. Стандартизация собираемых данных в рамках рутинных обследований позволила бы создавать на их основе базы данных, которые в дальнейшем могут быть использованы для построения моделей.

Видится необходимым создание сети обмена клиническими знаниями, общенационального проекта (или проектов), в котором аккумулировались бы генетические данные и данные о здоровье от клиницистов,

пациентов, лабораторий, исследователей и поставщиков. Такая сеть должна соединить клиницистов, исследователей, научно-исследовательские институты и разработчиков биоинформационных систем, а информация в этой сети должна распространяться широко и взаимно, чтобы она стала экосистемой точной медицины. Необходима работа по стандартизации и совместному использованию электронных медицинских карт (содержащих клинические, генетические, физиологические, социальные и поведенческие параметры), по их интеграции с другими многочисленными базами данных, например поведенческих показателей. Результатом такой работы должно стать создание

инфраструктуры, в опоре на которую возможно строить модели поведения, объясняющие и предсказывающие больше, чем это возможно в настоящее время.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interests. The authors declare that there is no conflict of interests.

Финансирование. Исследование не имело спонсорской поддержки (собственные ресурсы).

Financial support. The study was not sponsored (own resources).

ВКЛАД АВТОРОВ

Л.Ю. Демидова – основная идея обзора, обзор работ по моделированию поведения в области искусственного интеллекта и при психических заболеваниях, окончательное редактирование рукописи.

Р.В. Ахупкин – обзор работ по моделированию в области прецизионной и персонализированной психиатрии, редактирование рукописи.

А.А. Ткаченко – обзор работ по моделированию в системе здравоохранения и при построении дименсиональных моделей психических расстройств, окончательное редактирование рукописи.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Liubov Yu. Demidova – the main idea and review of works on behavior modeling in the field of artificial intelligence and mental illness, final editing of the manuscript.

Roman V. Akhupkin – review of works on modeling in the field of precision and personalized psychiatry, editing of the manuscript.

Andrey A. Tkachenko – review of works on modeling in the health-care system and in dimensional models of mental disorders, final editing of the manuscript.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

- 1 Yampolskiy R.V. Behavioral modeling: an overview. American Journal of Applied Sciences. 2008; 5(5): 496–503.
- 2 Brailsford S.C., Harper P.R., Pitt M. An analysis of the academic literature on simulation and modelling in health care. Journal of Simulation. 2009; 3(3): 130–140. <https://doi.org/10.1057/jos200910>
- 3 Silverman B.G., Hanrahan N., Huang L., et al. Artificial intelligence and human behavior modeling and simulation for mental health conditions. In: D.D. Luxton (Ed.) Artificial intelligence in behavioral and mental health care. Academic Press. 2016, P. 163–183. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-420248-1.00007-6>
- 4 Baron G., Perrodeau E., Boutron I., Ravaud P. Reporting of analyses from randomized controlled trials with multiple arms: a systematic review. BMC Medicine. 2013; 11(1): 1–7. <https://doi.org/10.1186/1741-7015-11-84>
- 5 Макушкина О.А., Березкин А.С., Дурнева М.Ю., Авдонина С.М. Апробация и внедрение методики структурированной оценки риска опасного поведения у лиц с психическими расстройствами. Социальная и клиническая психиатрия. 2017; 27(4): 18–23.
- 6 Сычев Д.А., Застрожин М.С., Смирнов В.В. и др. Ассоциация активности изофермента CYP2D6 с профилем эффективности и безопасности галоперидола у пациентов, страдающих патологическим влечением к алкоголю. Вестник Российского государственного медицинского университета. 2015; (4): 36–39.
- 7 Lydon-Staley D.M., Cornblath E.J., Blevins A.S., Bassett D.S. Modeling brain, symptom, and behavior in the winds of change. Neuropsychopharmacology. 2021; 46: 20–32. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-00805-6>
- 8 Baajour S.J., Chowdury A., Thomas P., et al. Disordered directional brain network interactions during learning dynamics in schizophrenia revealed by multivariate autoregressive models. Human Brain Mapping. 2020; 41(13): 3594–3607. <https://doi.org/10.1002/HBM.25032>
- 9 Robinaugh D.J., Hoekstra R.H.A., Toner E.R., Borsboom D. The network approach to psychopathology: a review of the literature 2008–2018 and an agenda for future research. Psychological Medicine. 2020; 50(3): 353–366. <https://doi.org/10.1017/S0033291719003404>
- 10 Sulis W. The Continuum between temperament and mental illness as dynamical phases and transitions. Frontiers in Psychiatry. 2020; 11: 614982. <https://doi.org/10.3389/FPSYT.2020.614982>
- 1 Yampolskiy R.V. Behavioral modeling: an overview. American Journal of Applied Sciences. 2008; 5(5): 496–503.
- 2 Brailsford S.C., Harper P.R., Pitt M. An analysis of the academic literature on simulation and modelling in health care. Journal of Simulation. 2009; 3(3): 130–140. <https://doi.org/10.1057/jos200910>
- 3 Silverman B.G., Hanrahan N., Huang L., Rabinowitz E.F., Lim S. Artificial intelligence and human behavior modeling and simulation for mental health conditions. In: D.D. Luxton (Ed.) Artificial intelligence in behavioral and mental health care. Academic Press. 2016, P. 163–183. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-420248-1.00007-6>
- 4 Baron G., Perrodeau E., Boutron I., Ravaud P. Reporting of analyses from randomized controlled trials with multiple arms: a systematic review. BMC Medicine. 2013; 11(1): 1–7. <https://doi.org/10.1186/1741-7015-11-84>
- 5 Makushkina O.A., Berezkin A.S., Doumeva M.Yu., Avdonina S.M. Testing and the use of structured risk assessment of dangerous behaviours in mentally disordered persons. Social and Clinical Psychiatry. 2017; 27(4): 18–23 (In Russian).
- 6 Sychev D.A., Zastrozhin M.S., Smirnov V.V., et al. Association between the activity of CYP2D6 enzyme and profile of efficacy and safety of haloperidol in patients with alcohol addiction. Bulletin of Russian State Medical University. 2015; (4): 36–39 (In Russian).
- 7 Lydon-Staley D.M., Cornblath E.J., Blevins A.S., Bassett D.S. Modeling brain, symptom, and behavior in the winds of change. Neuropsychopharmacology. 2021; 46: 20–32. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-00805-6>
- 8 Baajour S.J., Chowdury A., Thomas P., et al. Disordered directional brain network interactions during learning dynamics in schizophrenia revealed by multivariate autoregressive models. Human Brain Mapping. 2020; 41(13): 3594–3607. <https://doi.org/10.1002/HBM.25032>
- 9 Robinaugh D.J., Hoekstra R.H.A., Toner E.R., Borsboom D. The network approach to psychopathology: a review of the literature 2008–2018 and an agenda for future research. Psychological Medicine. 2020; 50(3): 353–366. <https://doi.org/10.1017/S0033291719003404>
- 10 Sulis W. The Continuum between temperament and mental illness as dynamical phases and transitions. Frontiers in Psychiatry. 2020; 11: 614982. <https://doi.org/10.3389/FPSYT.2020.614982>

- 11 National Research Council. Toward precision medicine: building a knowledge network for biomedical research and a new taxonomy of disease. 2012. 142 p. <https://doi.org/10.17226/13284>
- 12 Williams L.M., Hack L.M. Precision psychiatry: using neuroscience insights to inform personally tailored, measurement-based care. American Psychiatric Association Publishing, 2021. 304 p.
- 13 Leach I.M., van der Harst P., de Boer R.A. Pharmacoeigenetics in heart failure. *Current heart failure reports*. 2010; 7: 83–90. <https://doi.org/10.1007/S11897-010-0011-Y>
- 14 Nicholson J.K., Wilson I.D., Lindon J.C. Pharmacometabonomics as an effector for personalized medicine. *Pharmacogenomics*. 2011; 12(1): 103–111. <https://doi.org/10.2217/PGS.10.157>
- 15 Andreev V.P. Pharmacoproteomics of obesity: definitions, role and a case study of dynamics of human plasma proteome. *Pharmacogenomics*. 2011; 12(1): 1363–1365. <https://doi.org/10.2217/PGS.11.101>
- 16 Fornito A., Bullmore E.T. Connectomic intermediate phenotypes for psychiatric disorders. *Frontiers in psychiatry*. 2012; 3: 32. <https://doi.org/10.3389/FPSYT.2012.00032>
- 17 Rappaport S.M. Implications of the exposome for exposure science. *Journal of exposure science and environmental epidemiology*. 2011(1); 21: 5–9. <https://doi.org/10.1038/JES.2010.50>
- 18 Bzdok D., Meyer-Lindenberg A. Machine learning for precision psychiatry: opportunities and challenges. *Biological psychiatry. Cognitive neuroscience and neuroimaging*. 2018; 3(3): 223–230. <https://doi.org/10.1016/J.BPSC.2017.11.007>
- 19 Nicoletti L., Padovano A., Vartuli F., Vetrano M. Human behavior modeling: a state of the art. In: *Proceedings of the international defense and homeland security simulation workshop*. 2016. P. 67–74. ISBN 978-88-97999-79-9
- 20 Pradier M.F., Hughes M.C., McCoy T.H., et al. Predicting change in diagnosis from major depression to bipolar disorder after antidepressant initiation. *Neuropsychopharmacology*. 2020; 46(2): 455–461. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-00838-x>
- 21 Zang C., Goodman M., Zhu Z., et al. Development of a screening algorithm for borderline personality disorder using electronic health records. *Scientific Reports*. 2022; 12: 11976. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-16160-z>
- 22 Hochman E., Feldman B., Weizman A., et al. Development and validation of a machine learning-based postpartum depression prediction model: a nationwide cohort study. *Depression and anxiety*. 2021; 38(4): 400–411. <https://doi.org/10.1002/DA.23123>
- 23 Su C., Aseltine R., Doshi R., et al. Machine learning for suicide risk prediction in children and adolescents with electronic health records. *Translational Psychiatry*. 2020; 10: 413. <https://doi.org/10.1038/s41398-020-01100-0>
- 24 Marsch L.A. Digital health data-driven approaches to understand human behavior. *Neuropsychopharmacology*. 2020; 46: 191–196. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-0761-5>
- 25 Su C., Xu Z., Pathak J., Wang F. Deep learning in mental health outcome research: a scoping review. *Translational Psychiatry*. 2020; 10: 116. <https://doi.org/10.1038/s41398-020-0780-3>
- 26 Ibrahim K., Noble S., He G., et al. Large-scale functional brain networks of maladaptive childhood aggression identified by connectome-based predictive modeling. *Molecular Psychiatry*. 2021; 27: 985–999. <https://doi.org/10.1038/s41380-021-01317-5>
- 27 Scheinost D., Dadashkarimi J., Finn E.S., et al. Functional connectivity during frustration: a preliminary study of predictive modeling of irritability in youth. *Neuropsychopharmacology*. 2021; 46: 1300–1306. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-00954-8>
- 28 Beran T.N., Violato C. Structural equation modeling in medical research: a primer. *BMC Research Notes*. 2010; 3: 267. <https://doi.org/10.1186/1756-0500-3-267>
- 29 Ahmad N.F.H., Shuib L., Othman M.K. Knowledge based architecture for mental health care system. *International Journal of Information System and Engineering*. 2018; 6(2): 37–44.
- 30 Kassim A.M., Zulkifli N.N., Rahim M.F., Keikhosrokiani P. Predicting the use of a knowledge-based system for collaborative surgical team. *Journal of Physics: Conference Series*. 2022; 2356: 012038. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2356/1/012038>
- 31 Rutherford S., Kia S.M., Wolfers T., et al. The normative modeling framework for computational psychiatry. *Nature Protocols*. 2022; 17: 1711–1734. <https://doi.org/10.1038/s41596-022-00696-5>
- 32 Paranjape R., Sadanand A. Multi-agent systems for healthcare simulation and modeling: applications for system improvement. Hershey, PA: IGI Global, 2009. 304 p.
- 33 Suomala J., Kauttonen J. Human's intuitive mental models as a source of realistic artificial intelligence and engineering. *Frontiers in Psychology*. 2022; 13: 873289. <https://doi.org/10.3389/FPSYG.2022.873289>
- 11 National Research Council. Toward precision medicine: building a knowledge network for biomedical research and a new taxonomy of disease. 2012. 142 p. <https://doi.org/10.17226/13284>
- 12 Williams L.M., Hack L.M. Precision psychiatry: using neuroscience insights to inform personally tailored, measurement-based care. American Psychiatric Association Publishing, 2021. 304 p.
- 13 Leach I.M., van der Harst P., de Boer R.A. Pharmacoeigenetics in heart failure. *Current heart failure reports*. 2010; 7: 83–90. <https://doi.org/10.1007/S11897-010-0011-Y>
- 14 Nicholson J.K., Wilson I.D., Lindon J.C. Pharmacometabonomics as an effector for personalized medicine. *Pharmacogenomics*. 2011; 12(1): 103–111. <https://doi.org/10.2217/PGS.10.157>
- 15 Andreev V.P. Pharmacoproteomics of obesity: definitions, role and a case study of dynamics of human plasma proteome. *Pharmacogenomics*. 2011; 12(1): 1363–1365. <https://doi.org/10.2217/PGS.11.101>
- 16 Fornito A., Bullmore E.T. Connectomic intermediate phenotypes for psychiatric disorders. *Frontiers in psychiatry*. 2012; 3: 32. <https://doi.org/10.3389/FPSYT.2012.00032>
- 17 Rappaport S.M. Implications of the exposome for exposure science. *Journal of exposure science and environmental epidemiology*. 2011(1); 21: 5–9. <https://doi.org/10.1038/JES.2010.50>
- 18 Bzdok D., Meyer-Lindenberg A. Machine learning for precision psychiatry: opportunities and challenges. *Biological psychiatry. Cognitive neuroscience and neuroimaging*. 2018; 3(3): 223–230. <https://doi.org/10.1016/J.BPSC.2017.11.007>
- 19 Nicoletti L., Padovano A., Vartuli F., Vetrano M. Human behavior modeling: a state of the art. In: *Proceedings of the international defense and homeland security simulation workshop*. 2016. P. 67–74. ISBN 978-88-97999-79-9
- 20 Pradier M.F., Hughes M.C., McCoy T.H., et al. Predicting change in diagnosis from major depression to bipolar disorder after antidepressant initiation. *Neuropsychopharmacology*. 2020; 46(2): 455–461. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-00838-x>
- 21 Zang C., Goodman M., Zhu Z., et al. Development of a screening algorithm for borderline personality disorder using electronic health records. *Scientific Reports*. 2022; 12: 11976. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-16160-z>
- 22 Hochman E., Feldman B., Weizman A., et al. Development and validation of a machine learning-based postpartum depression prediction model: a nationwide cohort study. *Depression and anxiety*. 2021; 38(4): 400–411. <https://doi.org/10.1002/DA.23123>
- 23 Su C., Aseltine R., Doshi R., et al. Machine learning for suicide risk prediction in children and adolescents with electronic health records. *Translational Psychiatry*. 2020; 10: 413. <https://doi.org/10.1038/s41398-020-01100-0>
- 24 Marsch L.A. Digital health data-driven approaches to understand human behavior. *Neuropsychopharmacology*. 2020; 46: 191–196. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-0761-5>
- 25 Su C., Xu Z., Pathak J., Wang F. Deep learning in mental health outcome research: a scoping review. *Translational Psychiatry*. 2020; 10: 116. <https://doi.org/10.1038/s41398-020-0780-3>
- 26 Ibrahim K., Noble S., He G., et al. Large-scale functional brain networks of maladaptive childhood aggression identified by connectome-based predictive modeling. *Molecular Psychiatry*. 2021; 27: 985–999. <https://doi.org/10.1038/s41380-021-01317-5>
- 27 Scheinost D., Dadashkarimi J., Finn E.S., et al. Functional connectivity during frustration: a preliminary study of predictive modeling of irritability in youth. *Neuropsychopharmacology*. 2021; 46: 1300–1306. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-00954-8>
- 28 Beran T.N., Violato C. Structural equation modeling in medical research: a primer. *BMC Research Notes*. 2010; 3: 267. <https://doi.org/10.1186/1756-0500-3-267>
- 29 Ahmad N.F.H., Shuib L., Othman M.K. Knowledge based architecture for mental health care system. *International Journal of Information System and Engineering*. 2018; 6(2): 37–44.
- 30 Kassim A.M., Zulkifli N.N., Rahim M.F., Keikhosrokiani P. Predicting the use of a knowledge-based system for collaborative surgical team. *Journal of Physics: Conference Series*. 2022; 2356: 012038. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2356/1/012038>
- 31 Rutherford S., Kia S.M., Wolfers T., et al. The normative modeling framework for computational psychiatry. *Nature Protocols*. 2022; 17: 1711–1734. <https://doi.org/10.1038/s41596-022-00696-5>
- 32 Paranjape R., Sadanand A. Multi-agent systems for healthcare simulation and modeling: applications for system improvement. Hershey, PA: IGI Global, 2009. 304 p.
- 33 Suomala J., Kauttonen J. Human's intuitive mental models as a source of realistic artificial intelligence and engineering. *Frontiers in Psychology*. 2022; 13: 873289. <https://doi.org/10.3389/FPSYG.2022.873289>

- 34 Горский А.С. Проблемы нейронауки с точки зрения теоретической физики. В кн.: Ушаков В.Л., Юдин Д.А. (Ред.) I национальный конгресс по когнитивным исследованиям, искусственному интеллекту и нейроинформатике. М.: Общероссийская общественная организация «Российская ассоциация искусственного интеллекта», 2020. С. 105–110.
- 35 Анохин К.В., Новоселов К.С., Смирнов С.К. и др. Искусственный интеллект для науки и наука для искусственного интеллекта. Вопросы философии. 2022; 3: 93–105. <https://doi.org/10.21146/0042-8744-2022-3-93-105>
- 36 Ткаченко А.А., Демидова Л.Ю. Построение общей модели саморегуляции в судебной психиатрии. Сообщение 4. Ситуация: воспоминание о будущем. Российский психиатрический журнал. 2020; 1: 27–41. <https://doi.org/10.24411/1560-957X-2020-12003>
- 37 Ткаченко А.А., Демидова Л.Ю. Построение общей модели саморегуляции в судебной психиатрии. Сообщение 3. Рождение интенции. Российский психиатрический журнал. 2019; 2: 17–27. <https://doi.org/10.24411/1560-957X-2019-11916>
- 38 Gershman S.J., Horvitz E.J., Tenenbaum J.B. Computational rationality: a converging paradigm for intelligence in brains, minds, and machines. Science. 2015; 349(6245): 273–278. <https://doi.org/10.1126/SCIENCE.AAC6076>
- 39 Friston K., Moran R.J., Nagai Y., et al. World model learning and inference. Neural networks. 2021; 144: 573–590. <https://doi.org/10.1016/J.NEUNET.2021.09.011>
- 40 Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1408 с.
- 41 Savage N. How AI and neuroscience drive each other forwards. Nature. 2019, 571(7766): S15–S17. <https://doi.org/10.1038/D41586-019-02212-4>
- 42 Laird J.E., Lebiere C., Rosenbloom P.S. A Standard Model for the Mind: Toward a Common Computational Framework Across Artificial Intelligence, Cognitive Science, Neuroscience, and Robotics. AI Magazine. 2017, 38(4): 13–26. <https://doi.org/10.1609/aimag.v38i4.2744>
- 43 Bengio Y., Lecun Y., Hinton G. Deep learning for AI. Communications of the ACM. 2021; 64(7): 58–65. <https://doi.org/10.1145/3448250>
- 34 Gorsky A. Neuroscience problems through the eyes of theoretical physics. Key questions and few results. In: V.L. Ushakov, D.A. Yudin (Eds.) I National Congress on Cognitive Research, Artificial Intelligence and Neuroinformatics. M.: Russian public organization “Russian Association of Artificial Intelligence”, 2020. P. 105–110 (In Russian).
- 35 Anokhin K.V., Novoselov K.S., Smirnov S.K., et al. AI for science and science for AI. Russian Studies in Philosophy. 2022; (3): 93–105 (In Russian). <https://doi.org/10.21146/0042-8744-2022-3-93-105>
- 36 Tkachenko A.A., Demidova L.Yu. Development of the general model of self-regulation in forensic psychiatry. Paper 4. Situation: remembering of the future. Russian Journal of Psychiatry. 2020; 1: 27–41 (In Russian). <https://doi.org/10.24411/1560-957X-2020-12003>
- 37 Tkachenko A.A., Demidova L.Yu. Development of the general model of self-regulation in forensic psychiatry. Paper 3. Appearance of intention. Russian Journal of Psychiatry. 2019; 2: 17–27 (In Russian). <https://doi.org/10.24411/1560-957X-2019-11916>
- 38 Gershman S.J., Horvitz E.J., Tenenbaum J.B. Computational rationality: a converging paradigm for intelligence in brains, minds, and machines. Science. 2015; 349(6245): 273–278. <https://doi.org/10.1126/SCIENCE.AAC6076>
- 39 Friston K., Moran R.J., Nagai Y., et al. World model learning and inference. Neural networks. 2021; 144: 573–590. <https://doi.org/10.1016/J.NEUNET.2021.09.011>
- 40 Russel S., Norvig P. Artificial intelligence: a modern approach. Moscow: Williams Publishing House, 2006. 1408 p. (In Russian).
- 41 Savage N. How AI and neuroscience drive each other forwards. Nature. 2019, 571(7766): S15–S17. <https://doi.org/10.1038/D41586-019-02212-4>
- 42 Laird J. E., Lebiere, C., Rosenbloom, P. S. A Standard Model for the Mind: Toward a Common Computational Framework Across Artificial Intelligence, Cognitive Science, Neuroscience, and Robotics. AI Magazine. 2017, 38(4): 13–26. <https://doi.org/10.1609/aimag.v38i4.2744>
- 43 Bengio Y., Lecun Y., Hinton G. Deep learning for AI. Communications of the ACM. 2021; 64(7): 58–65. <https://doi.org/10.1145/3448250>

Информация об авторах

Демидова Любовь Юрьевна – канд. психол. наук, старший научный сотрудник отдела судебно-психиатрической экспертизы в уголовном процессе, ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр психиатрии и наркологии им. В.П. Сербского» Министерства здравоохранения Российской Федерации.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4357-1105>

Ахапкин Роман Витальевич – д-р мед. наук, доцент, заместитель директора по научной работе Московского научно-исследовательского института психиатрии – филиала ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр психиатрии и наркологии им. В.П. Сербского» Министерства здравоохранения Российской Федерации.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7045-0547>

Ткаченко Андрей Анатольевич – д-р мед. наук, профессор, руководитель отдела судебно-психиатрической экспертизы в уголовном процессе ФГБУ «Национальный медицинский исследовательский центр психиатрии и наркологии им. В.П. Сербского» Министерства здравоохранения Российской Федерации; профессор кафедры социальной и судебной психиатрии ФГАОУ ВО «Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова» Министерства здравоохранения Российской Федерации (Сеченовский Университет).

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9922-3818>

Information about the authors

Liubov Yu. Demidova – Cand. of Sci. (Psychology), Senior Researcher, Department of Forensic Examination in Criminal Proceedings, V. Serbsky National Medical Research Centre for Psychiatry and Narcology.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4357-1105>

Roman V. Akhapkin – Dr. of Sci. (Medicine), Assistant Professor, Deputy Director for Research, Moscow Research Institute of Psychiatry – part of the V. Serbsky National Medical Research Centre for Psychiatry and Narcology.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7045-0547>

Andrey A. Tkachenko – Dr. of Sci. (Medicine), Professor, Head of the Department of Forensic Examination in Criminal Proceedings, V. Serbsky National Medical Research Centre for Psychiatry and Narcology; Professor, Department of Social and Forensic Psychiatry, Sechenov First Moscow State Medical University (Sechenov University).

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9922-3818>