

# ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ АНАЛИЗА МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ\*

А. Б. Гончарова  
a.goncharova@spbu.ru

22 сентября 2022 г.

В Российской Федерации термин электронной медицинской карты появляется в 2006 году [1]. Федеральный закон "Об основах охраны здоровья граждан в Российской Федерации" от 21.11.2011 N 323-ФЗ регламентируют ведение регистров учета больных туберкулезом и вирусом иммунодефицита человека, федерального регистра лиц, страдающих жизнеугрожающими и хроническими прогрессирующими редкими (орфанными) заболеваниями, семью высокочастотными нозологиями (таких как гемофилия и болезнь Гоше), рассеянным склерозом, сахарным диабетом, артритом, острым коронарным синдромом, раком, миодистрофией Дюшена; ведется учет лиц после трансплантации органов и (или) тканей. Другие регистры, не описанные в федеральном законе, регламентируются иными нормативно-правовыми актами [2].

Введение электронной медицинской документации и электронных регистров позволяет накопить и анализировать огромный массив информации. Выводы, сделанные при таком анализе, позволяют решать организационные или исследовательские вопросы.

Информация, содержащаяся как в электронных картах, так и регистрах, может быть в текстовом, числовом виде, а так же в виде цифровых изображений или видеозаписей.

Единого подхода, как именно проводить поиск по массиву медицинской информации, нет, так как информация разнородна, и, несомненно, зависима от уровня аппаратно-программного обеспечения медицинской организации, от квалификации персонала и от методик отбора данных.

Организационные вопросы медицины регламентируются ст. 41 Конституции РФ, Федеральным законом от 21 ноября 2011 года N 323-ФЗ "Об основах охраны здоровья граждан в Российской Федерации", Приказом №911н от 24.12.2018 Министерства здравоохранения «Об утверждении Требований к государственным информационным системам в сфере здравоохранения субъектов Российской Федерации, медицинским информационным системам медицинских организаций и информационным системам фармацевтических организаций», Федеральным законом от 29.07.2017 N 242-ФЗ "О внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации по вопросам применения информационных технологий в сфере охраны здоровья".

К исследовательским вопросам медицины (вопросам доказательной медицины) относятся задачи, целью которых является снижение риска заболевания, снижение

---

\* Семинар по оптимизации, машинному обучению и искусственному интеллекту «O&ML»  
<http://www.oml.cmlaboratory.com/>

риска (вероятности) неблагоприятного исхода заболевания, снижение стоимости лечения, оценка эффективности диагностических и хирургических методов и др.

Для медицинских исследований выделяют следующие стадии.

1. Разработка дизайна исследования.

Любое клиническое исследование начинается с разработки протокола. Протокол — это документ, который описывает цель, задачи, схему, методологию, статистические аспекты и организацию исследования. Это самый важный документ клинического исследования.

2. Сбор данных, предварительный анализ данных, оценка факторов и исхода.

Создание выборок данных из массива медицинской информации, описание выборок, измерение степени важности факторов и классификация исходов наблюдений (наступление заболевания, ухудшение состояния, результат лечения). Анализ ошибок и выбросов в данных.

3. Анализ данных.

Оценка параметров распределения эмпирических данных исследования, проверка предположений, лежащих в основе выборочного метода, проведение статистического анализа, определение статистической значимости результата.

4. Интерпретация результатов анализа.

Выводы и исследования, касающиеся исследуемой выборки, выявление причинно-следственных связей, эффектов воздействия факторов и т.д. Построение прогностической модели. Верификация модели.


5. Экстраполяция на популяцию.

Выводы, полученные по данным выборки, распространяются на группы и популяции, которые близки к исследуемым. Применение прогностической модели на популяцию.

Выбор инструментария в зависимости от типа анализируемой медицинской информации:

Тип данных	Табличные данные	Временные ряды	Изображения/видео
<b>Инструментарий</b>	машинное обучение	машинное обучение, глубокое обучение	глубокое обучение
<b>Задачи</b>	классификации, кластеризации, регрессии	классификации, регрессии	классификации, кластеризации, сегментации
<b>Наиболее часто используются в настоящее время</b>	наивный Байесовский классификатор, линейная регрессия, логистическая регрессия, деревья решений	регрессионный анализ Кокса, анализ дожития, выживаемость, рекуррентные нейронные сети, деревья решений	свёрточные нейросети, рекуррентные нейронные сети, сети-трансформеры

Программное обеспечение, применяемое для анализа медицинских данных:

<p><b>SPSS Statistics</b></p> 	<p><b>SPSS Statistics</b> (аббревиатура <a href="#">англ.</a> «Statistical Package for the Social Sciences» — «статистический пакет для общественных наук») - компьютерная программа для</p>
---	--

	<p>статистической обработки данных, один из лидеров рынка в области коммерческих статистических продуктов, предназначенных для проведения прикладных исследований в общественных науках.</p>
<p><b>MedCalc</b></p> 	<p><b>MedCalc</b> — это статистический программный пакет, разработанный для биомедицинских наук.</p>
<p><b>Statistica</b></p> 	<p><b>Statistica</b> — программный пакет для статистического анализа, разработанный компанией StatSoft, реализующий функции анализа данных, управления данными, визуализации данных с привлечением статистических методов.</p>
<p><b>Stata</b></p> 	<p><b>Stata</b> — статистический программный пакет общего назначения, разработанный StataCorp для обработки данных, визуализации, статистики и автоматизированной отчетности. Он используется исследователями в биомедицине, эпидемиологии, социологии и других областях.</p>
<p><b>Microsoft Excel</b></p> 	<p><b>Microsoft Excel</b> с пакетом <b>Анализ данных</b> — программа для работы с электронными таблицами, созданная корпорацией Microsoft.</p>
<p><b>NCSS</b></p> 	<p><b>NCSS</b> — программное обеспечение предоставляет полный и простой в использовании набор из сотен статистических и графических инструментов для анализа и визуализации ваших данных.</p>
<p><b>SYSTAT</b></p> 	<p><b>SYSTAT</b> — новейшее решение в области статистических вычислений. Начинаящие пользователи статистики могут использовать интерфейс SYSTAT для проведения простых анализов и создания 2D и 3D графики для презентаций или отчетов. SYSTAT предлагает не только обычные процедуры, такие как линейная регрессия, дисперсионный анализ и непараметрические тесты, но также</p>

	передовые методы, такие как анализ смешанной модели, расширенная регрессия (например, робастная, нелинейная, метод частичных наименьших квадратов и т.д.)
<b>SAS</b> 	<b>SAS</b> — статистический программный пакет для управления данными, расширенной аналитики, многомерного анализа, бизнес - аналитики и прогнозирования.
<b>MATLAB</b> 	<b>MATLAB</b> с пакетами Statistics and Machine Learning Toolbox, SimBiology –пакеты прикладных программ для решения задач технических вычислений.
<b>Jamovi</b> 	<b>Jamovi</b> — это новая статистическая таблица “3-го поколения”, простая в использовании, jamovi является привлекательной альтернативой дорогостоящим статистическим продуктам, таким как SPSS и SAS. Имеет специальные пакеты для обработки медицинских данных, построения систем поддержки принятия диагностических решения, кривых выживаемости, линейной и логистической регрессий.
<b>R</b> 	<b>R</b> — язык программирования для статистической обработки данных и работы с графикой, а также свободная программная среда вычислений с открытым исходным кодом в рамках проекта GNU.
<b>Python</b> 	<b>Python</b> - высокоуровневый язык программирования общего назначения. Есть возможность подключения специальных библиотек для анализа данных, машинного обучения.

В зависимости от решаемой медицинской задачи, выберется определенное программное обеспечение. Однако, в связи с введением санкций в отношении Российской Федерации, доступными к использованию сейчас являются jamovi, R, Python, которые относятся к открытому программному обеспечению.

Прогностические модели, построенные на медицинских данных, оцениваются специфическими метриками.

Любое тестирование бинарной модели может иметь 4 последствия:

- 1) результат положительный, пациент болен – это чувствительность;

- 2) результат положительный, пациент не болен - доля ложных положительных результатов;
- 3) результат отрицательный, пациент болен - доля ложных отрицательных результатов;
- 4) результат отрицательный, пациент не болен - специфичности обнаружения (вероятность правильного необнаружения или доля истинных отрицательных результатов).

Например, чувствительность обнаружения – вероятность получения положительного результата, если человек действительно болен, – обозначается как  $p$  (положительный результат/болезнь).

**Таблица.** Возможное распределение результатов тестирования

Результат теста	Болезнь	
	Да	Нет
Положительный	<b>А) Чувствительность</b>	Б) Доля ложно положительных результатов
Отрицательный	В) Доля ложных отрицательных результатов	<b>Г) Специфичность</b>

Таким образом, наиболее важными показателями качества модели являются чувствительность и специфичность.

График, позволяющий оценить качество бинарной классификации это **ROC-кривая** ([англ. receiver operating characteristic, рабочая характеристика приёмника](#)), отображает соотношение между долей объектов от общего количества носителей признака, верно классифицированных как несущие признак, и долей объектов от общего количества объектов, не несущих признака, ошибочно классифицированных как несущие признак (1-специфичность алгоритма классификации) при варьировании порога решающего правила. Количественную интерпретацию ROC даёт показатель  $AUC$  ([англ. Area Under Curve, площадь под кривой](#)) — площадь, ограниченная ROC-кривой и осью доли ложных положительных классификаций.



Рис. 1. ROC кривые.

**Специфическим инструментом, применяемым в медицинской практике, являются оценочные (прогностические) шкалы.**

Прогностические модели, построенные на статистическом анализе популяционных данных, наиболее ценны с точки зрения применения на общую популяцию. Первой попыткой оценки тяжести состояния, можно считать, не потерявшую актуальность и сейчас, шкалу американского врача В. Апгар для оценки состояния новорожденных детей [3], построенную на исследовании данных 15348 младенцев.

В 1952 г. на 27-м ежегодном конгрессе анестезиологов В. Апгар представила шкалу для оценки (в баллах) состояния новорожденного. Состояние младенца оценивалось в баллах от нуля до двух включительно по следующим критериям: частота сердечных сокращений, характер дыхания, мышечный тонус, рефлекторная возбудимость, окраска кожных покровов – сразу (на 1 минуте) и через 5 минут после рождения. Результат оценки мог быть представлен в диапазоне от 0 до 10. Шкала, впоследствии названная именем Апгар, не потеряла до настоящего времени.

Впоследствии фамилию APGAR превратили в акроним, чтобы лучше запомнить пункты шкалы: А – appearance (внешний вид), Р – pulse (пульс), G – grimace (выражение лица), А – activity (активность), R – respiration (дыхание) [4].

Таблица.

Шкала Апгар

Признак	Баллы		
	0	1	2
Число сердечных сокращений	Отсутствуют	Меньше 100 ударов в минуту	Больше 100 ударов в минуту
Дыхание	Отсутствуют	Слабый крик; гиповентиляция	Хорошее, сильный крик
Мышечный тонус	Вялый	Отдельные движения	Активные движения
Рефлексы	Не определяются	Гримаса	Крик или активные движения
Цвет	Синий или белый	Выраженный акроцианоз	Полностью розовый

У большинства новорожденных состояние через одну минуту после рождения по шкале Апгар оценивается в 7-8 баллов. Через 5 минут состояние этих новорожденных соответствует 8-10 баллам. В настоящее время, шкала Апгар используется для диагностики асфиксии и оценки степени ее тяжести [4].

Оценку прогноза на основании клинических рекомендаций Минздрава Российской Федерации по внебольничной пневмонии по всем пациентам рекомендуется делать по шкале CURB-65 [5], которая включает анализ 5 признаков:

- 1) нарушение сознания, обусловленное пневмонией;
- 2) повышение уровня азота мочевины  $> 7$  ммоль/л;
- 3) частота дыхания  $\geq 30$ /мин;
- 4) снижение систолического артериального давления  $< 90$  мм рт.ст. или диастолического  $\leq 60$  мм рт.ст.;
- 5) возраст больного  $\geq 65$  лет.

Наличие каждого признака оценивается в 1 балл, общая сумма может варьировать от 0 до 5 баллов, риск летального исхода возрастает по мере увеличения суммы баллов.

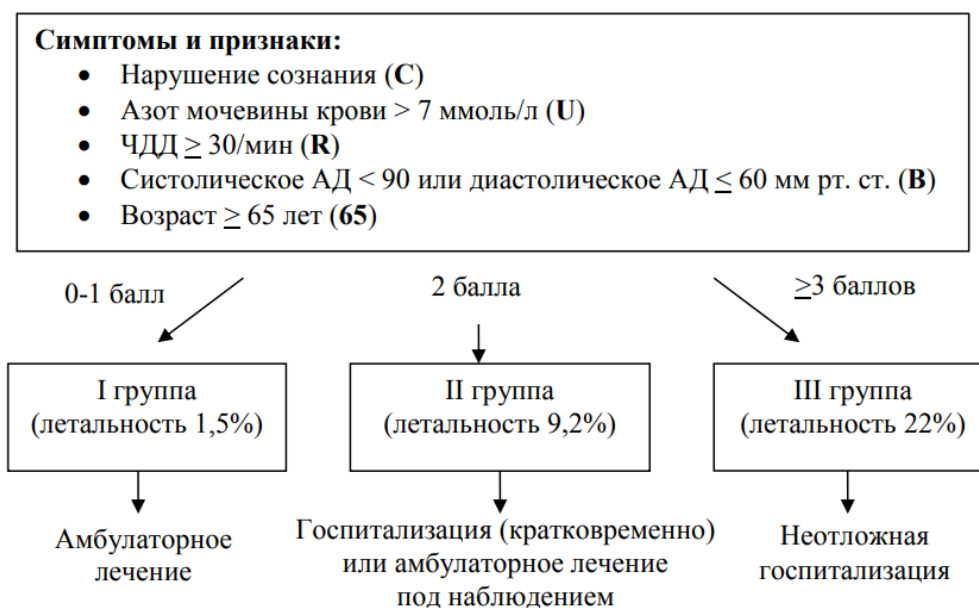


Рис. 2. Алгоритм оценки риска неблагоприятного прогноза и выбора места лечения при внебольничной пневмонии по шкале CURB-65 [5].

Объемы выборок популяционных исследований в случае шкалы CURB-65, разработанной в 2001 году 309 пациентов [6].

Определение полезности шкалы COVID-GRAM и CURB-65 в качестве предикторов тяжести тяжелой коронавирусной инфекции острого респираторного синдрома 2 (SARS-CoV-2) у 523 испанских пациентов, причем все участники исследования наблюдались в одной и той же больнице, выполнено в исследовании С. Armiñanzas и др. [7], выяснено, что шкала COVID-GRAM не применима к пациентам китайской этнической группы.

#### *Сравнение признаков классической и модифицированной шкал CURB-65*

Исходная база получена по всем пациентам с внебольничной пневмонией, обратившимся в больницы г. Томска за 2017 год, она содержит данные о двухстах параметрах, измеренных у 1412 пациентов.

Признак	CURB-65	Модифицированная шкала CURB-65
нарушение сознания, обусловленное пневмонией	Да	Да
повышение уровня азота мочевины	$> 7$ ммоль/л	$> 9,5$ ммоль/л
частота дыхания	$\geq 30$ /мин	$> 21$ /мин
давление	снижение систолического артериального давления $< 90$ мм рт.ст. или диастолического $\leq 60$ мм рт.ст.	снижение систолического артериального давления $\leq 105$ мм рт.ст. или диастолического $\leq 65$ мм рт.ст.
возраст больного	$\geq 65$ лет	$> 72$ лет



*Характеристики моделей, построенных на параметрах, входящих в шкалу CURB-65*

	Чувствительность	Специфичность	AUC
CURB-65	0,875	0,763	0,868
Модифицированная шкала CURB-65	0,875	0,863	0,906

*Перспективы искусственного интеллекта в медицине*

Указ Президента Российской Федерации № 474 от 21 июля 2020 года «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года» ставит целью сохранение населения, здоровье и благополучие людей (Национальный проект «Здравоохранение»). Перспективы развития проекта представлены на рис. 3 [8].

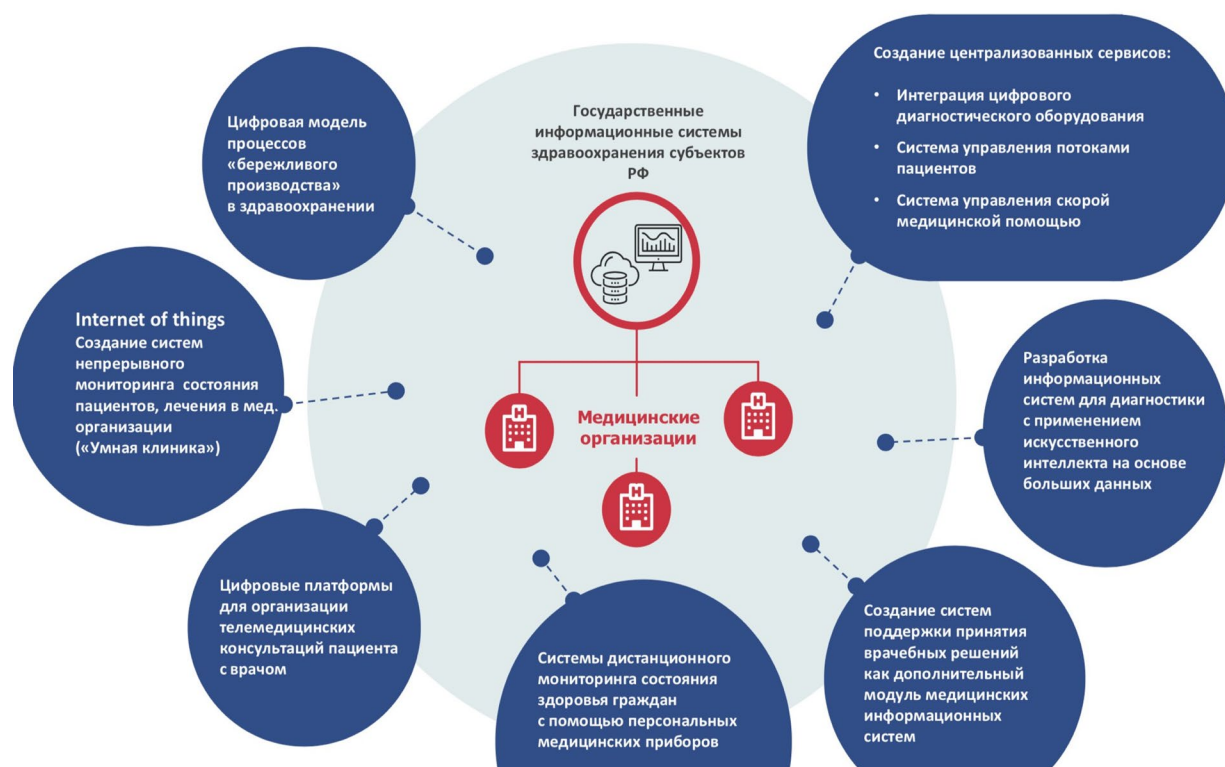


Рис. 3. Перспективы применения искусственного интеллекта в медицине [8].

Указ Президента РФ от 10.10.2019 N 490 "О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации" (вместе с "Национальной стратегией развития искусственного интеллекта на период до 2030 года") [9] определяет приоритетным улучшение уровня жизни населения, в том числе за счет: повышения качества услуг в сфере здравоохранения (включая профилактические обследования, диагностику, основанную на анализе изображений, прогнозирование возникновения и развития заболеваний, подбор оптимальных дозировок лекарственных препаратов, сокращение угроз пандемий, автоматизацию и точность хирургических вмешательств). Отмечено, что фундаментальные научные исследования должны быть направлены на создание принципиально новых научных результатов, в том числе на создание универсального (сильного) искусственного интеллекта, и решение иных задач, включая реализацию следующих приоритетов:

а) алгоритмическая имитация биологических систем принятия решений, в том числе распределенных коллективных систем, таких как пчелиный рой или муравейник;



б) автономное самообучение и развитие адаптивности алгоритмов к новым задачам;

в) автономная декомпозиция сложных задач, поиск и синтез решений.

Для реализации проекта планируется повышение доступности и качества данных, необходимых для развития технологий искусственного интеллекта, такие как увеличение объема доступных данных, в том числе данных, прошедших разметку и структурирование, и развитие информационно-коммуникационной инфраструктуры для обеспечения доступа к наборам таких данных.

Основными направлениями повышения доступности и качества данных, необходимых для развития технологий искусственного интеллекта, в соответствии с требованиями законодательства Российской Федерации являются [9]:

а) разработка унифицированных и обновляемых методологий описания, сбора и разметки данных, а также механизма контроля за соблюдением указанных методологий;

б) создание и развитие информационно-коммуникационной инфраструктуры для обеспечения доступа к наборам данных посредством: создания (модернизации) общедоступных платформ для хранения наборов данных, соответствующих методологиям описания, сбора и разметки данных; хранения наборов данных (в том числе звуковых, речевых, медицинских, метеорологических, промышленных данных и данных систем видеонаблюдения) на общедоступных платформах для обеспечения потребностей организаций - разработчиков в области искусственного интеллекта; установления приоритетного доступа российских государственных органов и организаций к общедоступным платформам.

В качестве препятствий к применению искусственного интеллекта в медицине, можно выделить следующие:

1. сейчас наборы медицинских данных, представляющие научную ценность и значимость, относятся к охраняемым результатам интеллектуальной деятельности, на них оформляется свидетельство о регистрации электронного ресурса. Таким образом, автор ресурса определяет доступ к данным;

2. нет единого методологического подхода к наборам данных;

3. сложность с разметкой данных;

4. нет открытого доступа к современным медицинским данным нигде в мире. Учить модель на не актуальных данных, данных низкого качества, не имеет смысла;

5. работа на стыке наук требует создание рабочих групп, включающих в себя специалистов из разных научных специальностей;

6. нет российского программного обеспечения с дружелюбным интерфейсом для ученых-медиков.

## ЛИТЕРАТУРА

1. ГОСТ Р 52636-2006 «Электронная история болезни. Общие положения». [Электронный ресурс] <https://docs.cntd.ru/document/1200048924>.
2. Железнякова И. А., Пирова Г. И., Прохорович Е. А. Регистры пациентов и реестры счетов по ОМС: вопросы интеграции и взаимозаменяемости. ФАРМА-КОЭКОНОМИКА. Современная фармакоэкономика и фармакоэпидемиология. 2018; 11 (4): 067-072. DOI: 10.17749/2070-4909.2018.11.4.067-072.
3. Apgar V. A proposal for a new method of evaluation of the newborn infant. 1953. Vol. 32. P. 260–267.
4. Александрович Ю.С, Гордеев В.И. Оценочные и прогностические шкалы в медицине критических состояний Изд-во «Сотис». 2007. 140 с.

5. Министерство здравоохранения Российской Федерации Клинические рекомендации. Внебольничная пневмония (МКБ 10: J13-J18) 2018 г. [Электронный ресурс] <http://spulmo.ru> (дата обращения: 05.01.2020).
6. Lim WS, Macfarlane JT, Boswell TC, et al. (2001). "Study of community acquired pneumonia aetiology (SCAPA) in adults admitted to hospital: implications for management guidelines". *Thorax*. 56 (4): 296–301. Doi:10.1136/thorax.56.4.296.
7. Armiñanzas C., Arnaiz de las Revillas F., Cuadra M.G., Arnaiz A., Sampedro M.F., González-Rico C., Ferrer D., Morab V., Suberviolo B., Latorred M., Calvo J., Olmos J.M., Cifrián J.M., Fariñas M.C. Usefulness of the COVID-GRAM and CURB-65 scores for predicting severity in patients with COVID-19. *International Journal of Infectious Diseases*. 2021. Vol. 108. p. 282–288.
8. Цифровой контур здравоохранения (Презентация Министерства здравоохранения Российской Федерации). Сообщество национальные проекты РФ [Электронный ресурс] <https://strategy24.ru> (дата обращения: 05.01.2020).
9. Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490 "О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации" [Электронный ресурс] <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001201910110003>.