

Для цитирования: Панин С.И., Суворов В.А., Зубков А.В., Безбородов С.А., Панина А.А., Коваленко Н.В., Донская А.Р., Шушкова И.Г., Быков А.В., Маренков Я.А. Искусственный интеллект в скрининге и ранней диагностике новообразований поджелудочной железы в условиях централизации лабораторной службы региона. Сибирский онкологический журнал. 2024; 23(3): 124–132. – doi: 10.21294/1814-4861-2024-23-3-124-132

For citation: Panin S.I., Suvorov V.A., Zubkov A.V., Bezborodov S.A., Panina A.A., Kovalenko N.V., Donskaia A.R., Shushkova I.G., Bykov A.V., Marenkov Y.A. Artificial intelligence for screening and early diagnosis of pancreatic neoplasms in the context of centralization of the laboratory service in the region. Siberian Journal of Oncology. 2024; 23(3): 124–132. – doi: 10.21294/1814-4861-2024-23-3-124-132

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СКРИНИНГЕ И РАННЕЙ ДИАГНОСТИКЕ НОВООБРАЗОВАНИЙ ПОДЖЕЛУДОЧНОЙ ЖЕЛЕЗЫ В УСЛОВИЯХ ЦЕНТРАЛИЗАЦИИ ЛАБОРАТОРНОЙ СЛУЖБЫ РЕГИОНА

С.И. Панин¹, В.А. Суворов¹, А.В. Зубков^{1,2}, С.А. Безбородов¹, А.А. Панина¹,
Н.В. Коваленко¹, А.Р. Донская^{1,2}, И.Г. Шушкова¹, А.В. Быков¹,
Я.А. Маренков^{1,2}

¹ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России
Россия, 400131, г. Волгоград, ул. Павших Борцов, 1

²ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет»
Россия, 400005, г. Волгоград, пр. им. Ленина, 28

Аннотация

Цель работы – определение оптимальной модели машинного обучения для создания программного обеспечения по скринингу и ранней диагностике новообразований поджелудочной железы в условиях централизации лабораторной службы региона. **Материал и методы.** Основу клинического материала составили 1 254 пациента, проходивших обследование в централизованной лаборатории ГУЗ «Консультативно-диагностическая поликлиника № 2» Волгограда. Из них в дальнейшем 139 оперированы в ГБУЗ «Волгоградский областной клинический онкологический диспансер» по поводу злокачественных новообразований поджелудочной железы. В 65 (46,7 %) наблюдениях выполнена дистальная резекция поджелудочной железы, в 74 (53,3 %) – панкреатодуоденальная резекция. В 28 (20,1 %) случаях на момент выявления опухоли пациенты не имели клинической симптоматики. Статистическая обработка данных проводилась с использованием языка программирования Python. Для машинного обучения использованы 5 различных классификаторов. **Результаты.** В ходе факторного анализа из 62 лабораторных показателей крови отобраны 11 параметров, динамику изменения которых следует прицельно оценивать на этапах скрининга и ранней диагностики новообразований поджелудочной железы. Сравнительная оценка методик машинного обучения показала, что оптимальным вариантом для создания соответствующего программного обеспечения является градиентный бустинг на основе гистограмм (диагностическая точность – 0,909, чувствительность – 0,642, специфичность – 0,965, прогностичность отрицательного результата – 0,928, прогностичность положительного результата – 0,794, F1 – 0,828, функция потерь логистической регрессии – 0,352, площадь под ROC-кривой – 0,89). **Заключение.** Создание программного обеспечения на основе выбранного алгоритма позволит уточнить реальную эффективность машинного обучения на большей популяции пациентов с новообразованиями поджелудочной железы.

Ключевые слова: скрининг онкологических заболеваний, лабораторная диагностика, искусственный интеллект.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR SCREENING AND EARLY DIAGNOSIS OF PANCREATIC NEOPLASMS IN THE CONTEXT OF CENTRALIZATION OF THE LABORATORY SERVICE IN THE REGION

S.I. Panin¹, V.A. Suvorov¹, A.V. Zubkov^{1,2}, S.A. Bezborodov¹, A.A. Panina¹,
N.V. Kovalenko¹, A.R. Donskaia^{1,2}, I.G. Shushkova¹, A.V. Bykov¹,
Y.A. Marenkov^{1,2}

¹Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia
1, Pavshikh Bortsov Sq., Volgograd, 400131, Russia

²Volgograd State Technical University
28, Lenin Ave., Volgograd, 400005, Russia

Abstract

Objective. Determination of the optimal machine learning model for the creation of software for screening and early diagnosis of pancreatic neoplasms in the context of centralization of the laboratory service in the region. **Material and Methods.** The clinical material was based on 1254 patients who were examined in the centralized laboratory of the Volgograd Consultative and Diagnostic Polyclinic No. 2. Of these, 139 were subsequently operated on at the Volgograd Regional Clinical Oncology Dispensary for pancreatic malignancies. In 65 (46.7 %) cases, distal pancreatic resection was performed, and in 74 (53.3 %) cases, pancreaticoduodenectomy was performed. In 28 (20.1 %) cases, at the time of tumor detection, patients did not have clinical symptoms. Statistical processing of the data was carried out using the Python programming language. Five different classifiers were used for machine learning. **Results.** In the course of factor analysis, 11 parameters were selected from 62 laboratory blood parameters, the dynamics of changes in which should be specifically assessed at the stages of screening and early diagnosis of pancreatic neoplasms. A comparative assessment of machine learning techniques showed that the best option for creating the appropriate software was Hist Gradient Boosting (diagnostic accuracy 0.909, sensitivity 0.642, specificity 0.965, negative predictability 0.928, positive predictability 0.794, F1 0.828, logistic regression loss function 0.352, area under the ROC curve 0.89). **Conclusion.** The creation of software based on the selected algorithm will make it possible to clarify the real effectiveness of machine learning on a larger population of patients with pancreatic neoplasms.

Key words: cancer screening, laboratory diagnostics, artificial intelligence.

Введение

В Российской Федерации заболеваемость раком поджелудочной железы (РПЖ) растет: в 2012 г. она составила 10,46 на 100 тыс. населения, в 2022 г. – 14,03 на 100 тыс. населения. При этом отмечен один из наиболее низких среди других злокачественных опухолей показатель раннего выявления (I–II стадии) – 24,5 %, РПЖ IV стадии диагностирован у 58,1 % больных [1].

Использование искусственного интеллекта (ИИ) открывает новые возможности в лабораторной медицине на этапе скрининга и ранней диагностики различных нозологий. К преимуществам ИИ в сравнении с человеком относят способность обрабатывать большой объем информации, высокую скорость, отсутствие усталости и конфликтов при обучении, непрерывность деятельности [2]. С учетом того, что онкологические заболевания занимают одно из ведущих мест среди причин смертности в Российской Федерации, повышение эффективности скрининга и ранней диагностики новообразований, в том числе опухолей поджелудочной железы, представляется актуальным

научным направлением [3]. Поскольку скрининг рака является одним из самых сложных в системе здравоохранения, его разработку следует начинать с региональных пилотных проектов [4].

Цель исследования – выбор оптимальной модели машинного обучения для создания программного обеспечения по скринингу и ранней диагностике новообразований поджелудочной железы в условиях централизации лабораторной службы региона.

Материал и методы

Исследование проведено на трех базах: ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава РФ (ГУЗ «Консультативно-диагностическая поликлиника № 2» Волгограда (ГУЗ «КДП № 2»), ГБУЗ «Волгоградский областной клинический онкологический диспансер» (ВОКОД) и лаборатория информатизации и цифровизации здравоохранения ВолГМУ). Основу клинического материала составили 1 254 пациента, проходивших обследование в централизованной лаборатории ГУЗ «КДП № 2» Волгограда.

Из них в последующем 139 больных оперированы в ВОКОД по поводу новообразований поджелудочной железы (табл. 1). В 65 (46,7 %) наблюдениях выполнена дистальная резекция поджелудочной железы, в 74 (53,3 %) – панкреатодуоденальная резекция. При этом в 28 (20,1 %) наблюдениях на момент выявления опухоли пациенты не имели клинической симптоматики. Лабораторные исследования крови проведены по 4 основным категориям (гематологические, биохимические, иммунохимические исследования; исследования системы гемостаза). При этом первичный набор данных включал в себя 62 различных параметра.

Характер распределения оцениваемых данных определяли на основании результатов теста Колмогорова–Смирнова. Мерами центральной тенденции, учитывая отсутствие гауссовского распределения у всех количественных признаков, служили медиана (Me) и межквартильный интервал (Q1-Q3). Статистически значимые различия находились с помощью проведения теста Манна–Уитни на полной выборке, с учетом уровня статистической значимости, равной 0,05.

Для исключения лабораторных параметров, не оказывающих значимого влияния на целевую переменную (факт наличия новообразования поджелудочной железы у обследуемого пациента) и не учитывающихся при обучении моделей, проведен факторный анализ. В свою очередь, каждый из учтенных и используемых в ходе машинного обучения параметров масштабирован с помощью стандартизации [5]. Также перед обучением модели выполнены поиск и удаление выбросов с использованием метода межквартильного диапазона [6].

При обучении использованы 5 различных моделей классификаторов: decision tree, random forest, k-nearest neighbors, hist gradient boosting, support

vector machine (SVM) со стандартными гиперпараметрами библиотеки scikit-learn. Оценка результатов обучения проведена по следующим метрикам:

- матрица ошибок (confusion matrix) – матрица, используемая для измерения качества работы алгоритма классификации, она показывает количество истинно положительных, истинно отрицательных, ложноположительных и ложноотрицательных предсказаний;
- диагностическая точность – доля правильных предсказаний среди всех случаев;
- чувствительность – доля истинно положительных результатов среди всех реальных положительных случаев;
- прогностичность положительного результата – доля истинно положительных результатов среди всех положительных предсказаний алгоритма;
- F1 – гармоническое среднее точности и полноты, которое учитывает баланс между ними;
- функция потерь логистической регрессии (log loss) – мера оценки, которая показывает, насколько предсказания модели отличаются от фактических меток класса. Рассчитывается не на основе установленных классификатором меток, а на основе «вероятностей», с которыми модель относит рассматриваемый случай к каждому из классов;
- ROC-кривые – графическое представление качества бинарного классификатора, показывающее соотношение между долей истинно положительных результатов и долей ложноположительных результатов при различных пороговых значениях [7];
- специфичность – доля истинно отрицательных результатов среди всех реальных отрицательных случаев;
- прогностичность отрицательного результата – доля истинно отрицательных результатов среди всех отрицательных предсказаний модели.

Таблица 1/Table 1

Характер патологии поджелудочной железы
The nature of pancreatic pathology

Характеристики опухоли/Characteristics of the tumor	Количество больных/Number of patients
Локализация опухоли поджелудочной железы/Localization of the pancreatic tumor	
Головка/Head	74 (53,3 %)
Тело/Body	19 (13,7 %)
Хвост/Tail	46 (33 %)
Стадия (TNM8)/Stage (TNM8)	
IA	12 (8,6 %)
IB	22 (15,8 %)
IIA	41 (29,5 %)
IIB	46 (33 %)
III	18 (12,9 %)
Гистологический тип опухоли/Histological type of tumor	
Протоковая аденокарцинома/Ductal adenocarcinoma	128 (92,1 %)
Солидно-псевдопапиллярная опухоль/Solid-pseudopapillary tumor	6 (4,3 %)
Недифференцированный рак/Undifferentiated cancer	5 (3,6 %)

Примечание: таблица составлена авторами.

Note: created by the authors.

Результаты

Для определения оптимальной модели машинного обучения после статистической обработки первичного материала отобрано 808 из 1 254 клинических наблюдений. Участники исследования были разбиты в стандартном соотношении – 70 % на тренировочную выборку (468 – без патологии поджелудочной железы, 97 – с новообразованиями

поджелудочной железы) и 30 % на тестовую выборку (201 участник без патологии, 42 – с новообразованиями поджелудочной железы). После сравнительного анализа, проведенного на базе теста Манна–Уитни, в ходе машинного обучения использованы 11 отобранных лабораторных показателей (табл. 2). Значимого влияния других 49 лабораторных показателей на целевую переменную

Таблица 2/Table 2

Лабораторные предикторы новообразований поджелудочной железы

Laboratory predictors of pancreatic neoplasms

Параметры сравнения/ Parameters of comparison	Пациенты с новообразованиями/ Patients with neoplasms (n=139)	Пациенты без новообразований/ Patients without neoplasms (n=669)	Значимость различий/ Significance of differences
Лейкоциты ($\times 10^9/\text{л}$)/ Leukocytes ($\times 10^9/\text{л}$)	7,6 [6,0–7,9]	6,2 [5,2–7,5]	U=59435,0 p<0,001
Эритроциты ($\times 10^{12}/\text{л}$)/ Erythrocytes ($\times 10^{12}/\text{л}$)	4,2 [4,1–4,7]	4,6 [4,3–5,0]	U=32614,5 p<0,001
Тромбоциты ($\times 10^6/\text{л}$)/Plateles ($\times 10^6/\text{л}$)	230,0 [221,0–303,0]	241,0 [205,0–283,0]	U=51483,5 p=0,046
Гемоглобин (г/л)/Hemoglobin (g/l)	132,0 [125,5–138]	137,0 [128,0–148,0]	U=35759,0 p<0,001
Гематокрит (%) /Hematocrit (%)	42,0 [38,0–42,0]	42,0 [39,0–45,0]	U=40947,5 p=0,026
MPV (фл)/MPV (fl)	9,0 [9,0–10,0]	10,0 [9,0–11,0]	U=28549,5 p<0,001
PDW (%)	17,0 [17,0–17,5]	16,0 [16,0–17,0]	U=69177,0 p<0,001
Моноциты ($10^9/\text{л}$)/Monocytes ($10^9/\text{л}$)	0,55 [0,46–0,55]	0,44 [0,35–0,56]	U=60013,0 p<0,001
Глюкоза (ммоль/л)/Glucose (mmol/l)	5,6 [5,6–6,7]	5,5 [5,0–6,1]	U=61394,0 p<0,001
АСТ (Ед/л)/AST (U/l)	21,0 [21,0–34,5]	21,0 [17,5–26,0]	U=53697,5 p=0,004
Общий билирубин (мкмоль/л)/ Total bilirubin (mkmol/l)	11,0 [9,7–23,25]	10,7 [8,2–14,3]	U=58077,5 p<0,001

Примечания: MPV – средний объем тромбоцитов; PDW – относительная ширина распределения тромбоцитов по объему; АСТ – аспартатаминотрансфераза; таблица составлена авторами.

Notes: MPV – mean platelet volume; PDW –platelet distribution width; AST – aspartate aminotransferase; created by the authors.

Таблица 3/Table 3

Сравнительная эффективность моделей машинного обучения

Comparative performance of machine learning models

Модель/ Model	Диагностическая точность/ Diagnostic accuracy	Чувствительность/ Sensitivity	Прогностичность положительного результата/ Predictiveness of a positive result	Прогностичность отрицательного результата/ Predictiveness of a negative result	Специфичность/ Specificity	*F1	**Log loss	****AUC
Decision Tree	0,893	0,690	0,69	0,935	0,953	0,813	3,856	0,81
Random Forest	0,925	0,571	1,0	0,917	1,000	0,842	0,216	0,94
K-neighbors	0,913	0,571	0,889	0,916	0,985	0,822	1,454	0,86
Hist Gradient Boosting	0,909	0,642	0,794	0,928	0,965	0,828	0,352	0,89
***SVM	0,876	0,619	0,65	0,921	0,93	0,779	0,269	0,89

Примечания: *F1 – Гармоническое среднее точности и полноты, которое учитывает баланс между ними; ** Log loss – функция потерь логистической регрессии; ***SVM – машина опорных векторов; ****AUC – площадь под кривой; таблица составлена авторами.

Notes: *F1 – A harmonic mean of accuracy and recall, which takes into account the balance between the two; **Log loss – Logistic regression loss function; ***SVM – support vector machine; ****AUC – area under curve; created by the authors.

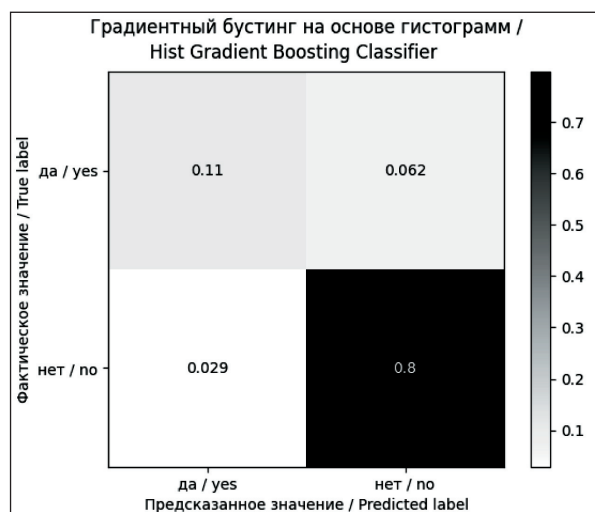


Рис. 1. Матрица ошибок для классификатора градиентного бустинга на основе гистограмм.

Примечание: диаграмма выполнена авторами

Fig. 1. Confusion matrix for Hist Gradient Boosting Classifier.

Note: created by the authors

(факт наличия новообразования поджелудочной железы) в ходе анализа не установлено.

Согласно полученным результатам после обучения на тестовой выборке (табл. 3), среди используемых моделей машинного обучения оптимальными параметрами прогнозирования обладает модель Hist Gradient Boosting, которая показала следующие значения метрик: диагностическая точность – 0,909, чувствительность – 0,642, специфичность – 0,965, прогностичность отрицательного результата – 0,928, прогностичность положительного результата – 0,794, F1 – 0,828, log loss – 0,352. На рис. 1 отражена матрица ошибок для классификатора градиентного бустинга на основе гистограмм, на рис. 2 – ROC-кривая для данного классификатора.

Обсуждение

В Волгоградской области в 2021 г. под наблюдение взяты 11 769 пациентов со злокачественными новообразованиями. Из них 422 – с диагнозом: Рак поджелудочной железы. В то же время умерло 357 человек с РПЖ, т.е. уровень заболеваемости вплотную приближается к уровню смертности [8]. Это обстоятельство отражает важность проблемы РПЖ для региона.

В настоящее время лабораторные показатели для скрининга и выявления РПЖ на ранних стадиях с высокой чувствительностью и специфичностью не разработаны. Карбогидратный антиген (CA19–9) не является узкоспецифическим и в большинстве наблюдений свидетельствует о распространенной стадии заболевания [9]. Группы повышенного риска включают в себя пациентов с наследственной предрасположенностью, длительным хроническим панкреатитом, кистозными поражениями поджелудочной железы, впервые выявленным диабетом [10].

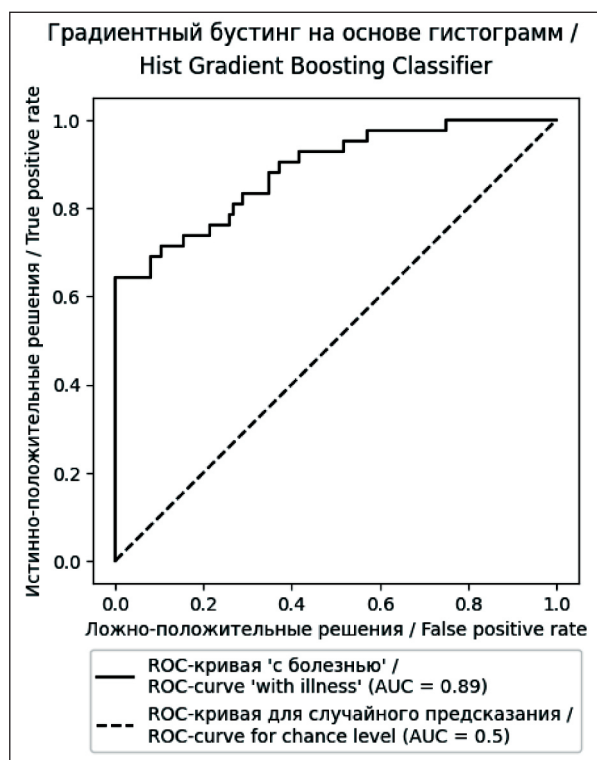


Рис. 2. ROC-кривая для классификатора градиентного бустинга на основе гистограмм.

Fig. 2. ROC-curve for Hist Gradient Boosting Classifier.

Note: created by the authors

J. Kirkegård et al. изучили возможность применения биохимических тестов для выявления раннего РПЖ у пациентов, госпитализированных в 1999–2016 гг. в стационары Дании с диагнозом: Острый панкреатит. Установлено, что высокий уровень щелочной фосфатазы и билирубина ассоциирован с более высоким риском развития РПЖ, а высокое значение NLR (neutrophil-to-lymphocyte index, отношение количества нейтрофилов крови к количеству лимфоцитов) – с более низким риском РПЖ [11].

В ходе реализованного в Волгоградской области проекта централизации лабораторной службы в формате государственно-частного партнерства в 2016 г. на базе ГУЗ «КДП № 2» начала работу централизованная клиничко-диагностическая лаборатория региона. На первом этапе в проект было вовлечено около 60 медицинских учреждений, с возможностью оценки перечня из 93 наименований по направлениям: иммунохимия, гемостаз, гематология, биохимия. В 2017 г. с открытием лабораторного комплекса второго этапа проекта и созданием централизованных микробиологической и молекулярно-генетической лабораторий обеспечено выполнение исследований по еще двум востребованным направлениям – клинической микробиологии и молекулярной диагностики. При этом количество видов анализов для населения по программе госгарантий возросло до 235 наи-

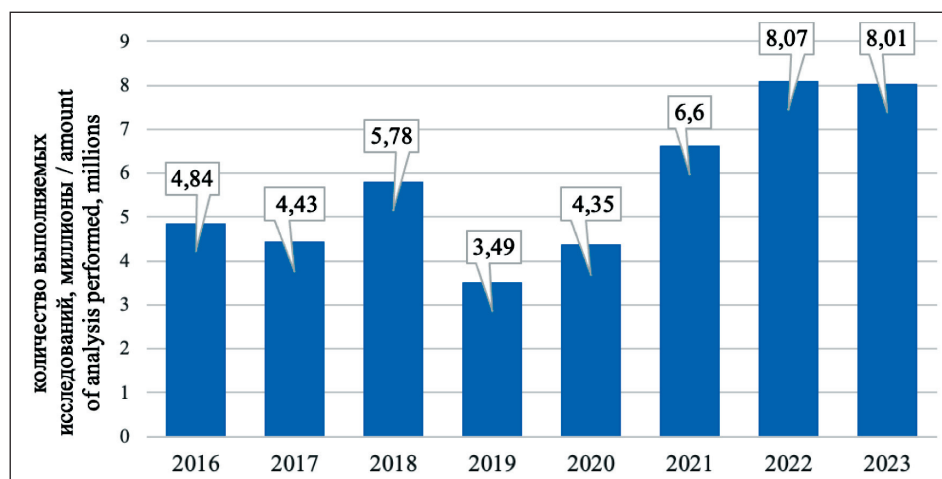


Рис. 3. Динамика ежегодного количества выполняемых исследований. Примечание: диаграмма выполнена авторами
Fig. 3. Dynamics of the annual number of analyses performed. Note: created by the authors

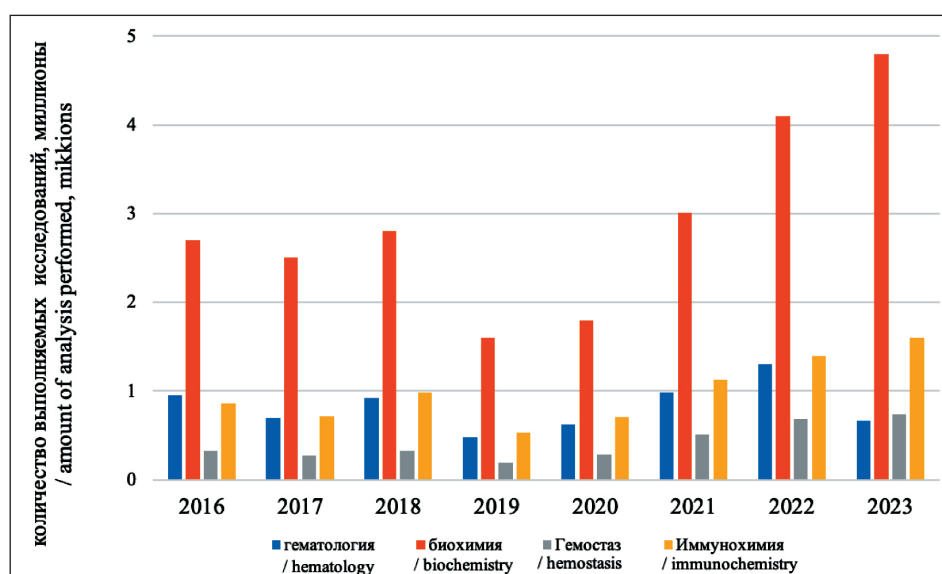


Рис. 4. Ежегодное количество выполняемых анализов по основным категориям. Примечание: диаграмма выполнена авторами
Fig. 4. Annual number of analyses performed in the main categories. Note: created by the authors

менований. В дальнейшем, в 2018–2019 гг., к централизации присоединились все районы области, и в одном из крупных райцентров Волгоградской области была открыта лаборатория третьего этапа. Количество лабораторных исследований для населения по программе госгарантий достигло более 300 видов. Динамика общего количества выполняемых исследований и количества анализов по категориям гематология, биохимия, гемостаз, иммунохимия представлена на рис. 3 и 4.

Централизованная лаборатория начала свою деятельность на основе единых технологических решений. Масштабируемость и управляемость всеми лабораторными процессами была достигнута за счет применения соответствующих информационных технологий. Основой информатизации лабораторной службы являлась лабораторная информационная система SLis, INFOMED (Греция).

Анализируя результаты деятельности централизованной лабораторной службы региона, необходимо отметить, что кроме стандартизации проведения исследований в рамках ОМС, уменьшения сроков

логистики биоматериалов, обеспечения высокой скорости и результативности проведения анализов, в централизованной лаборатории происходит накопление большой базы данных, что позволяет целенаправленно изучать перспективы использования технологий ИИ [12].

Возможности искусственного интеллекта, значительно продвинувшегося в последние годы, изучаются в части прогнозирования развития заболеваний [13, 14]. Одним из видов искусственного интеллекта является машинное обучение. Машинное обучение основано на разработке математических алгоритмов анализа данных с целью создания прогнозной модели путем распознавания закономерностей в этих данных [15].

Проведенная сравнительная оценка методик машинного обучения позволила определить оптимальный алгоритм (градиентный бустинг) для создания программного обеспечения по скринингу и ранней диагностике новообразований поджелудочной железы. Работа с большой базой данных, что возможно при централизации лабораторной службы региона, позволила определить различия

по ряду лабораторных показателей между группами пациентов без новообразований поджелудочной железы и с новообразованиями (в том числе у пациентов, не имеющих клинической симптоматики) на уровне десятых долей единиц измерения.

Вместе с тем, следует акцентировать внимание на том, что скрининг является комплексной программой, которая может оказывать как положительное, так и отрицательное влияние на ресурсы системы здравоохранения и отдельных пациентов, поскольку ложноположительные результаты могут запустить каскад ненужных инвазивных и дорогостоящих манипуляций [4]. Поэтому на следующем этапе исследования, после создания программного обеспечения, мы планируем провести дальнейшую проспективную валидацию. Оценка показателей чув-

ствительности и специфичности позволит уточнить реальную эффективность разработанного алгоритма и возможность экстраполяции предложенной модели скрининга и ранней диагностики новообразований поджелудочной железы на большую популяцию пациентов, а также определить место разрабатываемого подхода в формировании так называемого цифрового паспорта пациента и в системе поддержки принятия врачебных решений в целом.

Заключение

Создание программного обеспечения на основе выбранного алгоритма позволит уточнить реальную эффективность машинного обучения на большей популяции пациентов с новообразованиями поджелудочной железы.

ЛИТЕРАТУРА/REFERENCES

1. Шахзадова А.О., Старинский В.В., Лисицникова И.В. Состояние онкологической помощи населению России в 2022 году. Сибирский онкологический журнал. 2023; 22(5): 5–13. [Shakhzadova A.O., Starinsky V.V., Lisichnikova I.V. Cancer care to the population of Russia in 2022. Siberian Journal of Oncology. 2023; 22(5): 5–13. (in Russian)]. doi: 10.21294/1814-4861-2023-22-5-5-13.
2. Румянцев П.О. Ранняя диагностика агрессивных форм рака: альянс специалистов, технологий и искусственного интеллекта. Лучевая диагностика и терапия. 2023; 14(2): 7–14. [Rumiantsev P.O. Early diagnostics of aggressive cancers: alliance of physicians, technologies and artificial intelligence. Diagnostic Radiology and Radiotherapy. 2023; 14(2): 7–14. (in Russian)]. doi: 10.22328/2079-5343-2023-14-2-7-14.
3. Солодкий В.А., Каприн А.Д., Нуднов Н.В., Харченко Н.В., Ходорович О.С., Запиров Г.М., Шерстнева Т.В., Дибирова Ш.М., Канахина Л.Б. Современные системы поддержки принятия врачебных решений на базе искусственного интеллекта для анализа цифровых маммографических изображений. Вестник рентгенологии и радиологии. 2023; 104(2): 151–62. [Solodkiy V.A., Kaprin A.D., Nudnov N.V., Kharchenko N.V., Khodorovich O.S., Zapirov G.M., Sherstneva T.V., Dibirova S.M., Kanakhina L.B. Contemporary medical decision support systems based on artificial intelligence for the analysis of digital mammographic images. Journal of Radiology and Nuclear Medicine. 2023; 104(2): 151–62 (in Russian)]. doi: 10.20862/0042-4676-2023-104-2-151-162.
4. Барчук А.А., Раскина Ю.В., Смирнова О.В., Беляев А.М., Багненко С.Ф. Скрининг онкологических заболеваний на уровне государственных программ: обзор, рекомендации и управление. Общественное здоровье. 2021; 1(1): 19–31. [Barchuk A.A., Raskina Yu.V., Smirnova O.V., Belyaev A.M., Bagnenko S.F. Cancer screening at the level of state programs: review, recommendations and management. Public Health. 2021; 1(1): 19–31. (in Russian)] doi: 10.21045/2782-1676-2021-1-1-19-31.
5. Raju N.G., Lakshmi K.P., Jain V.M., Kalidindi A., Padma V. Study the Influence of Normalization/Transformation process on the Accuracy of Supervised Classification. Third International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT). Tirunelveli, India, 2020; 729–35. doi: 10.1109/ICSSIT48917.2020.9214160.
6. Yang J., Rahardja S., Franti P. Outlier detection: how to threshold outlier scores? In Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence, Information Processing and Cloud Computing (AIPCC '19). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA. 2019; 1–6. doi: 10.1145/3371425.3371427.
7. Kelleher J.D., Mac Namee B., D'arcy A. Fundamentals of machine learning for predictive data analytics: algorithms, worked examples, and case studies. MIT press, 2020.
8. Злокачественные новообразования в России в 2021 году (заболеваемость и смертность). Под ред. А.Д. Каприн, В.В. Старинского, А.О. Шахзадовой. М., 2022. 252 с. [Malignant tumors in Russia in 2021 (morbidity and mortality). Ed. by A.D. Kaprin, V.V. Starinsky, A.O. Shakhzadova. Moscow, 2022. 252 p. (in Russian)].
9. Hameed B.S., Krishnan U.M. Artificial Intelligence-Driven Diagnosis of Pancreatic Cancer. Cancers (Basel). 2022; 14(21): 5382. doi: 10.3390/cancers14215382.
10. Singhi A.D., Koay E.J., Chari S.T., Maitra A. Early Detection of Pancreatic Cancer: Opportunities and Challenges. Gastroenterology. 2019; 156(7): 2024–40. doi: 10.1053/j.gastro.2019.01.259.
11. Kirkegård J., Mortensen F.V., Heide-Jørgensen U., Cronin-Fenton D. Predictors of underlying pancreatic cancer in patients with acute pancreatitis: a Danish nationwide cohort study. HPB (Oxford). 2020; 22(4): 553–62. doi: 10.1016/j.hpb.2019.08.013.
12. Гусев А.В., Евгина С.А., Годков М.А. Искусственный интеллект в здравоохранении России. Роль лаборатории. Лабораторная служба. 2022; 11(2): 5–8. [Gusev A.V., Evgina S.A., Godkov M.A. Artificial intelligence in the Healthcare of Russia. Laboratory Role. Laboratory Service. 2022; 11(2): 5–8. (in Russian)]. doi: 10.17116/labs2022110215.
13. Singh G. Artificial intelligence in colorectal cancer: a review. Siberian Journal of Oncology. 2023; 22(3): 99–107. doi: 10.21294/1814-4861-2023-22-3-99-107.
14. Мельников П.В., Доведов В.Н., Каннер Д.Ю., Черниковский И.Л. Искусственный интеллект в онкохирургической практике. Тазовая хирургия и онкология. 2020; 10(3–4): 60–4. [Melnikov P.V., Dovedov V.N., Kanner D.Yu., Chernikovskiy I.L. Artificial intelligence in surgical practice. Surgery and Oncology. 2020; 10(3–4): 60–4. (in Russian)]. doi: 10.17650/2686-9594-2020-10-3-4-60-64.
15. Faur A.C., Lazar D.C., Ghenciu L.A. Artificial intelligence as a noninvasive tool for pancreatic cancer prediction and diagnosis. World J Gastroenterol. 2023; 29(12): 1811–23. doi: 10.3748/wjg.v29.i12.1811.

Поступила/Received 17.02.2024

Одобрена после рецензирования/Revised 03.06.2024

Принята к публикации/Accepted 07.06.2024

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Панин Станислав Игоревич, доктор медицинских наук, профессор, заведующий кафедрой общей хирургии, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). SPIN-код: 8303-5413. Author ID (Scopus): 57198338379. ORCID: 0000-0003-4086-2054.

Суворов Владимир Александрович, кандидат медицинских наук, ассистент кафедры онкологии, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). E-mail: oncologist.suvorov@gmail.com. SPIN-код: 6878-2032. Researcher ID (WOS): HJY-4463-2023. Author ID (Scopus): 57220123738. ORCID: 0000-0002-9114-6683.

Зубков Александр Владимирович, кандидат технических наук, начальник управления информационного развития, преподаватель кафедры биотехнических систем и технологий с курсом программной инженерии, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России; старший преподаватель кафедры программного обеспечения

автоматизированных систем, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет» (г. Волгоград, Россия). SPIN-код: 8696-9543. Author ID (Scopus): 57221395177. ORCID: 0000-0003-0425-5695.

Безбородов Сергей Александрович, кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой биотехнических систем и технологий с курсом программной инженерии, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). SPIN-код: 4655-3939. ORCID: 0000-0002-4469-2745.

Панина Анна Александровна, доктор медицинских наук, профессор кафедры лучевой, функциональной, лабораторной диагностики ИНМФО, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). SPIN-код: 9433-8565. ORCID: 0000-0003-2750-8579.

Коваленко Надежда Витальевна, кандидат медицинских наук, доцент, заведующая кафедрой онкологии, гематологии и трансплантологии ИНМФО, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). SPIN-код: 1586-4656. Researcher ID (WOS): ACR-6280-2022. Author ID (Scopus): 56415995100. ORCID: 0000-0002-0759-0889.

Донская Анастасия Романовна, старший преподаватель кафедры программного обеспечения автоматизированных систем, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет»; старший преподаватель кафедры биотехнических систем и технологий с курсом программной инженерии, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). SPIN код: 8876-1315. Author ID (Scopus): 57222354456. ORCID: 0000-0003-3086-4929.

Шушкова Ирина Геннадьевна, кандидат медицинских наук, ассистент кафедры лучевой, функциональной, лабораторной диагностики ИНМФО, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). SPIN-код: 1902-3961. ORCID: 0009-0007-2252-9844.

Быков Александр Викторович, доктор медицинских наук, профессор, профессор кафедры хирургических болезней № 1 ИНМФО, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). SPIN-код: 6746-5044. ORCID: 0000-0002-1505-6256.

Маренков Ярослав Анатольевич студент бакалавриата 4-го курса кафедры программного обеспечения автоматизированных систем, ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный технический университет»; лаборант лаборатории информатизации и цифровизации в здравоохранении, ГБУ «Волгоградский медицинский научный центр», ФГБОУ ВО «Волгоградский государственный медицинский университет» Минздрава России (г. Волгоград, Россия). ORCID: 0009-0005-7314-8924.

ВКЛАД АВТОРОВ

Панин Станислав Игоревич: разработка концепции научной работы, написание черновика статьи, утверждение итогового варианта статьи.

Суворов Владимир Александрович: первичный сбор данных, написание черновика статьи, утверждение итогового варианта статьи.

Зубков Александр Владимирович: статистический анализ, написание чернового варианта статьи, утверждение итогового варианта.

Безбородов Сергей Александрович: критический пересмотр с внесением ценного интеллектуального содержания.

Панина Анна Александровна: сбор данных, написание чернового варианта статьи.

Коваленко Надежда Витальевна: критический пересмотр с внесением ценного интеллектуального содержания.

Донская Анастасия Романовна: статистический анализ, написание чернового варианта статьи.

Шушкова Ирина Геннадьевна: сбор данных.

Быков Александр Викторович: критический пересмотр с внесением ценного интеллектуального содержания.

Маренков Ярослав Анатольевич: статистический анализ, написание чернового варианта статьи.

Все авторы одобрили финальную версию статьи перед публикацией, выразили согласие нести ответственность за все аспекты работы, подразумевающую надлежащее изучение и решение вопросов, связанных с точностью и добросовестностью любой части работы.

Финансирование

Это исследование не потребовало дополнительного финансирования.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Соответствие принципам этики

Проведенное исследование соответствует стандартам Хельсинкской декларации, одобрено независимым этическим комитетом Волгоградского государственного медицинского университета (Россия, 400131, г. Волгоград, ул. Павших Борцов, 1), протокол № 075 от 24.11.2023.

Информированное согласие

Все пациенты подписали письменное информированное согласие на публикацию данных в медицинском журнале, включая его электронную версию.

ABOUT THE AUTHORS

Stanislav I. Panin, MD, Professor, Head of the Department of the General Surgery, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). Author ID (Scopus): 57198338379. ORCID: 0000-0003-4086-2054.

Vladimir A. Suvorov, MD, PhD, Assistant, Department of Oncology, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). E-mail: oncologist.suvorov@gmail.com. Researcher ID (WOS): HJY-4463-2023. Author ID (Scopus): 57220123738. ORCID: 0000-0002-9114-6683.

Alexander V. Zubkov, PhD, Head of the Information Development Unit, Lecturer, Department of Biotechnical Systems and Technologies, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia; Senior Lecturer, Department of Software Engineering, Volgograd State Technical University (Volgograd, Russia). Author ID (Scopus): 57221395177. ORCID: 0000-0003-0425-5695.

Sergey A. Bezborodov, PhD, Associate Professor, Head of the Department of Biotechnical Systems and Technologies, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). ORCID: 0000-0002-4469-2745.

Anna A. Panina, MD, DSc, Professor, Department of Radiation, Functional, Laboratory Diagnostics of the Continued Medical and Pharmaceutical Education Institute, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). ORCID: 0000-0003-2750-8579.

Nadezhda V. Kovalenko, MD, PhD, Associate Professor, Head of the Department of Oncology, Hematology and Transplantology of the Continued Medical and Pharmaceutical Education Institute, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). Researcher ID (WOS): ACR-6280-2022 Author ID (Scopus): 56415995100 ORCID: 0000-0002-0759-0889.

Anastasiya R. Donskaia, Senior Lecturer, Department of Software Engineering, Volgograd State Technical University; Senior Lecturer, Department of Biotechnical Systems and Technologies, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). Author ID (Scopus): 57222354456. ORCID: 0000-0003-3086-4929.

Irina G. Shushkova, MD, PhD, Assistant, Department of Radiation, Functional, Laboratory Diagnostics of the Continued Medical and Pharmaceutical Education Institute, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). ORCID: 0009-0007-2252-9844.

Alexander V. Bykov, MD, Professor, Professor, Department of Surgical Diseases No 1 of Continued Medical and Pharmaceutical Education Institute, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). ORCID: 0000-0002-1505-6256.

Yaroslav A. Marenkov, 4th year Undergraduate Student, Department of Software Engineering, Volgograd State Technical University; Laboratory Assistant, Laboratory of Informatization and Digitalization of Healthcare, Volgograd Medical Research Center, Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (Volgograd, Russia). ORCID: 0009-0005-7314-8924.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Stanislav I. Panin: study concept, drafting of the manuscript, approval of the final version of the manuscript.

Vladimir A. Suvorov: initial data collection, drafting of the manuscript, approval of the final version of the manuscript.

Alexander V. Zubkov: statistical analysis, draft version of the manuscript, approval of the final version of the manuscript.

Sergey A. Bezborodov: critical revision with valuable intellectual content.

Anna A. Panina: data collection, draft version of the manuscript.

Nadezhda V. Kovalenko: critical revision with valuable intellectual content.

Anastasiya R. Donskaia: statistical analysis, draft version of the manuscript.

Irina G. Shushkova: data collection.

Alexander V. Bykov: critical revision with valuable intellectual content.

Yaroslav A. Marenkov: statistical analysis, draft version of the manuscript.

All authors approved the final version of the manuscript prior to publication and agreed to be accountable for all aspects of the work in ensuring that questions related to the accuracy or integrity of any part of the work were appropriately investigated and resolved.

Funding

This study required no funding.

Conflict of interests

The authors declare that they have no conflict of interest.

Compliance with Ethical Standards

The study was conducted in accordance with ethical principles outlined in the Declaration of Helsinki approved by Ethics Committee of Volgograd State Medical University of the Ministry of Health of Russia (1, Pavshikh Bortsov Sq., Volgograd, 400131, Russia), protocol No. 075 dated November 24, 2023.

Voluntary informed consent

Written informed voluntaries consents were obtained from the patients for the publication of data in medical journal.