



Научная статья  
УДК [616.831-005:616-009.1]+004.9(045)  
DOI: 10.37482/2687-1491-Z275

## Разработка автоматизированного подхода к объективной оценке нарушений тонких движений кисти

Вера Михайловна Ежова\* ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-2009-9042>  
Софья Алексеевна Фоминых\* ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-9168-5808>  
Дарья Евгеньевна Кошечко\* ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-3417-1932>  
Иван Андреевич Рахманенко\* ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8799-601X>  
Евгений Юрьевич Костюченко\* ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8000-2716>  
Анна Александровна Жарова\*\*/ ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2597-3573>  
Александра Юрьевна Диш\*\*/ ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1574-5243>

\*Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники  
(Томск, Россия)

\*\*Центр реабилитации Социального фонда России «Ключи»  
(Томск, Россия)

**Аннотация.** Проблема восстановления моторной функции кисти актуальна в связи со значительным вкладом верхних конечностей в самообслуживание, осуществление повседневных и профессиональных действий. В настоящее время возникла острая необходимость разработки компьютерных технологий, позволяющих объективно оценивать и эффективно восстанавливать тонкую моторику кисти, в т. ч. в домашних условиях. **Цель работы** – разработка и оценка эффективности подхода на основе методов машинного обучения и работы с пером графического планшета к диагностике и, в перспективе, восстановлению графомоторных навыков у пациентов, перенесших острое нарушение мозгового кровообращения (ОНМК) и имеющих вследствие этого нарушение функции тонких движений кисти. **Материалы и методы.** Оценивалась статистическая различимость признаков, позволяющих разграничить здоровых людей и пациентов, перенесших ОНМК, на базе параметров, связанных с положением пера на графическом планшете, а также давления на пластину, угла наклона пера к планшету. Для этого обследуемые на планшете обводили пером предложенные стандартные образы. Контрольную группу составили 15 здоровых добровольцев (возраст 21–45 лет), группу исследования – 15 чел. с последствиями ОНМК (возраст 43–76 лет). **Результаты.** Выделены признаки, статистически значимо различающиеся у здоровых людей и пациентов после ОНМК; оценена применимость для двухклассовой классификации как полного набора данных, так и сокращенного, содержащего только признаки со статистическими различиями; проведено сравнение 5 различных

© Ежова В.М., Фоминых С.А., Кошечко Д.Е., Рахманенко И.А., Костюченко Е.Ю., Жарова А.А., Диш А.Ю., 2026  
**Ответственный за переписку:** Иван Андреевич Рахманенко, адрес: 634050, г. Томск, просп. Ленина, д. 40;  
e-mail: [ria@fb.tusur.ru](mailto:ria@fb.tusur.ru)

классификаторов в решении задачи определения классов «здоровый/пациент» по экземпляру записи из собранного набора данных. Обучение стандартных классификаторов показало, что при использовании сокращенного набора признаков качество классификации остается высоким (например, для деревьев решений с ансамблированием точность классификации составляет 95,8 %), что подтверждает перспективность предложенного набора для дальнейшей клинической валидации и применения в скрининговых исследованиях.

**Ключевые слова:** последствия инсульта, тонкие движения кисти, компьютерные технологии в медицине, машинное обучение, диагностика нарушений мелкой моторики, графомоторная диагностика на планшете

**Финансирование.** Данная работа выполнялась в рамках Программы развития Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники на 2025–2036 годы Программы стратегического академического лидерства «Приоритет 2030».

**Для цитирования:** Разработка автоматизированного подхода к объективной оценке нарушений тонких движений кисти / В. М. Ежова, С. А. Фоминых, Д. Е. Кошечко, И. А. Рахманенко, Е. Ю. Костюченко, А. А. Жарова, А. Ю. Диш // Журнал медико-биологических исследований. – 2026. – Т. 14, № 2. – С. 56-66. – DOI 10.37482/2687-1491-Z275.

Original article

## Development of an Automated Approach for Objective Assessment of Fine Hand Movement Impairments

Vera M. Ezhova\* ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-2009-9042>

Sofia A. Fominykh\* ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-9168-5808>

Daria E. Koshechko\* ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-3417-1932>

Ivan A. Rakhmanenko\* ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8799-601X>

Evgeny Yu. Kostyuchenko\* ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8000-2716>

Anna A. Zharova\*\* ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2597-3573>

Aleksandra Yu. Dish\*\* ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1574-5243>

\*Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics  
(Tomsk, Russia)

\*\*Rehabilitation Centre of the Social Fund of Russia “Klyuchi”  
(Tomsk, Russia)

**Abstract.** The problem of recovering fine hand motor function remains highly relevant due to the crucial role of the upper limbs in self-care, daily life and professional activities. There is an urgent need for computer technologies for objective assessment and home-based recovery of fine motor skills. The **purpose** of this study was to develop and evaluate an approach based on machine learning and the use of a digital pen on a graphics tablet to diagnose and, in the future, help post-stroke patients regain fine motor skills.

**Corresponding author:** Ivan Rakhmanenko, address: prosp. Lenina 40, Tomsk, 634050, Russia; e-mail: [ria@fb.tusur.ru](mailto:ria@fb.tusur.ru)

**Materials and methods.** We evaluated the statistical distinguishability of features differentiating healthy individuals from post-stroke patients based on pen position, pressure and tilt angle on the tablet. The participants traced predefined standard patterns using a digital pen. The control group included 15 healthy volunteers (aged 21–45 years) and the experimental group was comprised of 15 individuals (aged 43–76 years) with post-stroke fine motor impairment. **Results.** A set of features showing statistically significant differences between healthy participants and post-stroke patients was identified. Both the full dataset and a reduced dataset containing only significant features were used for binary classification. Five machine learning classifiers were compared for distinguishing between the “healthy” and “patient” classes. The reduced feature set maintained high classification accuracy (e.g. decision trees with bagging achieved 95.8 % accuracy), making the proposed feature set promising for further clinical validation and screening applications.

**Keywords:** *stroke outcome, fine hand movements, computer technology in medicine, machine learning, fine motor impairment diagnosis, tablet-based graphomotor assessment*

**Funding.** The research was performed as part of the Development Programme of Tomsk State University of Control Systems and Radioelectronics for 2025–2036 within the Priority 2030 Strategic Academic Leadership Programme.

**For citation:** Ezhova V.M., Fominykh S.A., Koshechko D.E., Rakhmanenko I.A., Kostyuchenko E.Yu., Zharova A.A., Dish A.Yu. Development of an Automated Approach for Objective Assessment of Fine Hand Movement Impairments. *Journal of Medical and Biological Research*, 2026, vol. 14, no. 2, pp. 56–66. DOI: 10.37482/2687-1491-Z275

Актуальность вопросов реабилитации пациентов с нарушением функции тонких движений кисти несомненна и объясняется высокой частотой травм и заболеваний костно-мышечной и нервной систем, значительным вкладом верхних конечностей в самообслуживание и осуществление жизненно важных повседневных активностей человека, вероятностью утраты необходимых бытовых навыков, навыков письма при несоблюдении своевременности, этапности и качества реабилитационных мероприятий [1].

Наиболее часто встречающимися заболеваниями, приводящими к инвалидизации вследствие нарушения функции руки у взрослых, являются острые нарушения мозгового кровообращения (ОНМК) и черепно-мозговые травмы. По оценкам Всемирной организации здравоохранения, в 2021 году инсульт был третьей по значимости причиной смерти и инвалидности в мире – 93,8 млн случаев. За 2021 год было зарегистрировано 11,9 млн новых случаев инсульта. В последние 20 лет риск инсульта на протяжении всей жизни увеличился на 50 % [2]. Ежегодно в мире фик-

сируется около 50 млн случаев черепно-мозговых травм, т. е. примерно 1/2 населения мира сталкивается с эпизодом черепно-мозговой травмы в своей жизни [3].

В последние годы исследователи неоднократно обращали внимание на необходимость создания новейших компьютерных технологий, позволяющих проводить объективную оценку движений верхней конечности и восстанавливать графомоторные функции у пациентов [4]. Использование компьютера и графического планшета с пером может быть эффективным в диагностике нарушений и реабилитации мелкой моторики после ОНМК. Эти устройства дают людям возможность практиковать и улучшать свои навыки мелкой моторики в контролируемой и увлекательной среде путем выполнения различных задач, таких как рисование, письмо и нажатие на маленькие значки [5, 6]. При этом перо позволяет делать более точные и аккуратные движения по сравнению с мышью [7, 8].

Важность своевременной разработки и внедрения систем, предназначенных для телемедицинской реабилитации на дому, подчер-

кнута Программой государственных гарантий бесплатного оказания гражданам медицинской помощи<sup>1</sup>. Таким образом, формируются предпосылки для создания и совершенствования доступных телемедицинских систем, позволяющих производить контроль и коррекцию реабилитационного процесса дистанционно, через персональный компьютер или приложения на персональных мобильных устройствах.

Поскольку задачи объективизации оценки нарушений тонкой моторики кисти, а также ликвидации последствий перенесенного инсульта, связанных с моторной функцией руки, остаются нерешенными, особую актуальность приобретают исследования, посвященные разработке аппаратно-программного комплекса, осуществляющего мониторинг работы с пером графического планшета.

Целью данного исследования стала разработка и оценка эффективности подхода на основе методов машинного обучения и работы с пером графического планшета к диагностике и, в перспективе, восстановлению графомоторных навыков у пациентов, перенесших ОНМК и имеющих нарушение функции тонких движений кисти.

Задачи: 1) выявить статистически значимые признаки, позволяющие отличить здоровых людей от пациентов, перенесших ОНМК; 2) обучить и валидировать несколько классификаторов на исходном и сокращенном наборе признаков, полученных при взаимодействии пользователей с планшетом; 3) определить эффективность используемых признаков и классификаторов в интегративной объективной оценке тонких движений кисти у пациентов, перенесших ОНМК.

Научная новизна исследования заключается в выделении набора признаков, полученного при взаимодействии пользователей с планшетом, обладающего статистически значимыми различиями у пациентов с последстви-

ями ОНМК и здоровых волонтеров, а также во впервые проведенном анализе эффективности применяемых признаков и классификаторов в оценке графомоторных навыков. В перспективе на базе предложенного подхода планируется разработка аппаратно-программного реабилитационного комплекса с использованием мониторинга работы с пером графического планшета как для оценки, так и для восстановления функции тонких движений кисти у пациентов после ОНМК.

**Материалы и методы.** Выполнено проспективное рандомизированное контролируемое исследование на базе отделения физической реабилитации Томского центра медицинской реабилитации Сибирского федерального научно-клинического центра Федерального медико-биологического агентства.

При взаимодействии обследуемых с планшетом производилась оценка информативности признаков, выделенных на основе параметров: положение пера на планшете, давление на пластину, угол наклона пера к планшету. Для этого добровольцы на планшете обводили пером предложенные стандартные образы: прямой линии, волнистой линии, спирали, треугольника и надписи «Ей дан чай». Задачей данного этапа была разработка диагностического алгоритма на основе методов машинного обучения, дающего интегративную оценку тонких движений кисти пациента. Проводилась диагностика в двух группах. Контрольную группу составили 15 здоровых добровольцев (9 мужчин и 6 женщин в возрасте от 21 до 45 лет), не имевших неврологических заболеваний, травм верхних конечностей и подписавших добровольное информированное согласие. Группа исследования состояла из 15 чел. с последствиями ОНМК (8 мужчин и 7 женщин в возрасте от 43 до 76 лет) – имевших уста-

<sup>1</sup> О Программе государственных гарантий бесплатного оказания гражданам медицинской помощи на 2025 год и на плановый период 2026 и 2027 годов: постановление Правительства Рос. Федерации от 27.12.2024 г. № 1940 (ред. от 04.09.2025 г.). Доступ из справ.-правовой системы «КонсультантПлюс».

новленный диагноз ОНМК в анамнезе (до 2 лет) с синдромом гемипареза (монопареза) со стороны ведущей руки с относительной сохранностью функции ведущей руки (оценка по шкале Френчай – 4-5 баллов) и подписавших добровольное информированное согласие. Критерием исключения являлось наличие когнитивных нарушений, ограничивающих продуктивный контакт с окружающими.

Исследование соответствовало принципам Хельсинкской декларации (редакция 2013 года), было одобрено локальным этическим комитетом Федерального научно-клинического центра медицинской реабилитации и курортологии Федерального медико-биологического агентства (заключение № 4 от 23.12.2024) и проводилось с соблюдением конфиденциальности сведений об участниках.

Для получения данных о состоянии тонкой моторики кисти был использован упрощенный программно-аппаратный модуль, обеспечивавший сбор сигнала пера с планшета (графомоторного сигнала) с частотой дискретизации 200 Гц, включая такие параметры, как координаты по осям  $x$  и  $y$ , давление, угол наклона пера и их производные (скорость, ускорение, рывок). В рамках работы был получен и обработан набор данных, содержащий 108 экземпляров сигналов с планшета: 80 от здоровых участников и 28 от пациентов после ОНМК. Для каждого экземпляра сигнал был преобразован и сформирован вектор из 45 динамических признаков [9]: компоненты скорости (общая  $V$ , горизонтальная  $V_x$ , вертикальная  $V_y$ ), ускорения (общее  $A$ , горизонтальное  $A_x$ , вертикальное  $A_y$ ), рывка (общий  $R$ , горизонтальный  $R_x$ , вертикальный  $R_y$ ); коэффициенты Спирмена, демонстрирующие связь давления с горизонтальной, вертикальной, общей скоростью ( $K_1, K_2, K_3$ ), давления с горизонтальным, вертикальным, общим ускорением ( $K_4, K_5, K_6$ ); количество экстремумов давления ( $E_p$ ), скорости ( $E_v$ ), ускорения ( $E_a$ ).

Для задачи классификации данный набор был расширен путем попарной конкате-

нации (каждое с каждым), итого получилось 11 664 строки. Дополнительно был добавлен признак принадлежности экземпляров в паре к одному классу (здоровые, пациенты) или к разным.

Для определения статистической значимости признаков набора данных и оценки их зависимости от перенесенного ОНМК использовался  $U$ -критерий Манна–Уитни, рассчитанный с применением пакета статистической обработки данных SPSS [10]. Нулевая гипотеза была сформулирована так: распределение признака в выборке здоровых пользователей соответствует распределению признака в выборке пациентов, перенесших ОНМК [11]. Для каждого динамического признака вычислялось значение  $U$ -критерия. Если полученное значение  $U$  превышало табличное, нулевая гипотеза принималась, в противном случае – отвергалась.

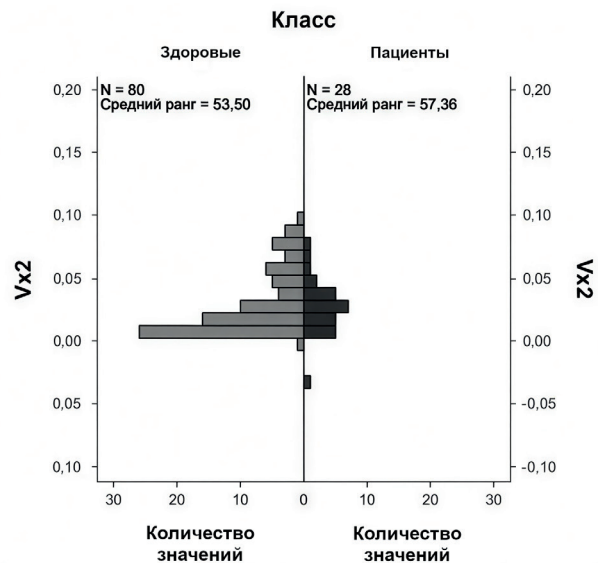
В рамках обучения классификаторов применялось разделение набора данных на тренировочную и тестовую выборку в соотношении 80 : 20 %, признаки были нормализованы, гиперпараметры для моделей подбирались с помощью метода GridSearch с кросс-валидацией. В качестве моделей использовались деревья решений (DT), метод  $k$ -ближайших соседей (KNN), наивный байесовский классификатор (NB), классификатор на базе опорных векторов (SVC), классификатор на линейном дискриминантном анализе (LDA) [12]. Для повышения точности моделей применялся ансамблевый метод бэггинг [13], для их оценки – метрики Accuracy, Precision, Recall и F1-мера.

**Результаты.** К основным результатам исследования можно отнести выделение признаков, статистически значимо различающихся для здоровых людей и пациентов после ОНМК, оценку применимости для двухклассовой классификации как полного набора данных, так и сокращенного, содержащего только признаки со статистическими различиями, сравнение 5 различных классификаторов в решении задачи определения

классов «здоровый/пациент» по экземплярам записей, собранных с помощью графического планшета.

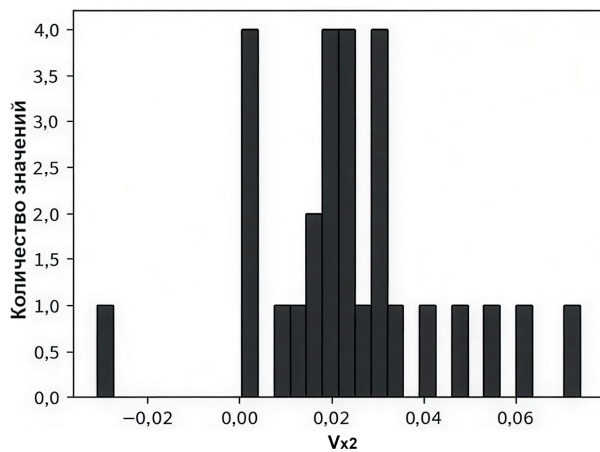
Рассмотрим несколько примеров оценки статистической различимости некоторых признаков. Значение  $U$ -критерия для среднего горизонтальной скорости ( $V_{x2}$ ) составило 1200, что соответствует принятию нулевой гипотезы. Это означает, что распределения данного признака у здоровых участников и пациентов после ОНМК не различаются статистически (рис. 1). Гистограммы распределения среднего значения горизонтальной (рис. 2) и вертикальной (рис. 3) скорости демонстрируют заметные визуальные различия между группами. Однако по  $U$ -критерию Манна–Уитни статистически значимыми оказались только различия вертикальной скорости, что позволяет отнести этот параметр к признакам, отличающим пациентов после ОНМК от здоровых людей [14].

Среди 45 динамических параметров по  $U$ -критерию Манна–Уитни были выделены 22 статистически различимых (табл. 1).

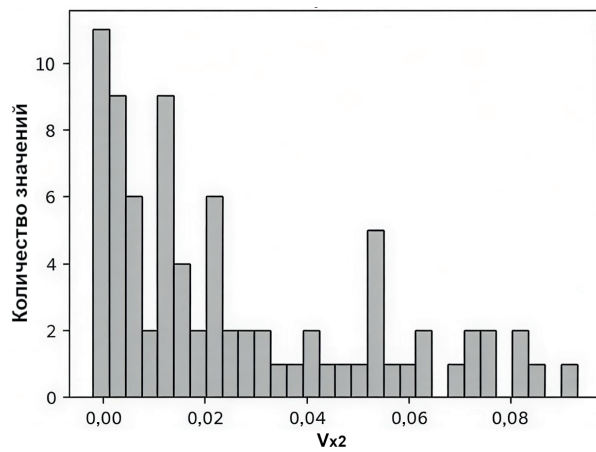


**Рис. 1.** Гистограмма  $U$ -критерия Манна–Уитни для среднего значения горизонтальной скорости перемещения пера по графическому планшету ( $N$  – количество использованных экземпляров сигналов с планшета)

**Fig. 1.** Histogram of the Mann–Whitney  $U$  test for the mean horizontal velocity of pen movement on the graphics tablet ( $N$  is the number of signal instances used from the tablet)



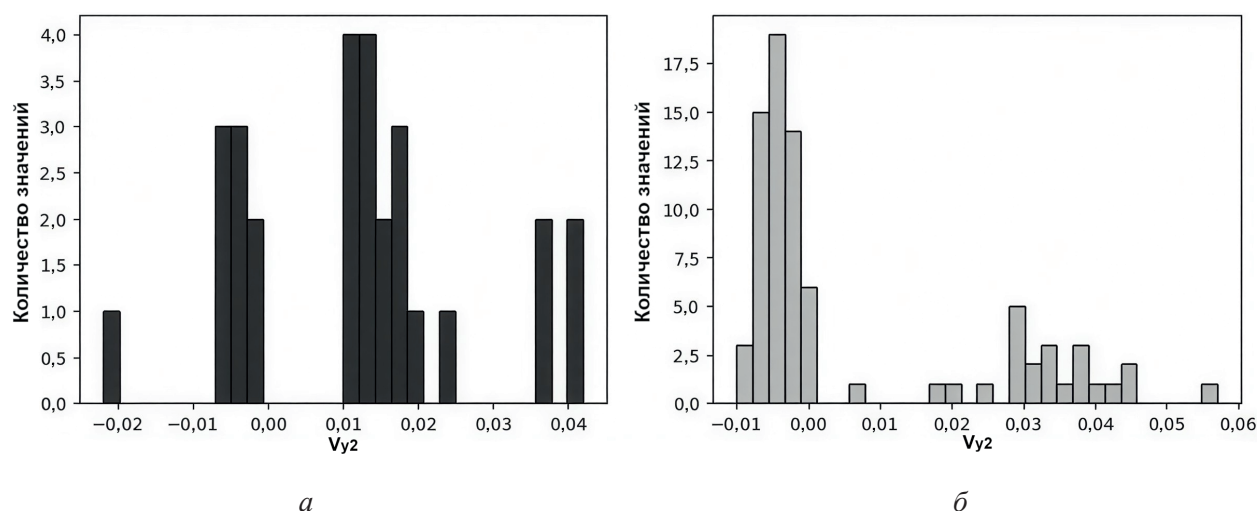
*a*



*б*

**Рис. 2.** Гистограммы распределения среднего значения горизонтальной скорости перемещения пера по графическому планшету: *a* – пациенты после ОНМК; *б* – здоровые обследуемые

**Fig. 2.** Histograms of the distribution of the mean horizontal velocity of pen movement on the graphics tablet: *a* – post-stroke patients; *б* – healthy controls



**Рис. 3.** Гистограммы распределения среднего значения вертикальной скорости перемещения пера по графическому планшету: *a* – пациенты после ОНМК; *б* – здоровые обследуемые

**Fig. 3.** Histograms of the distribution of the mean horizontal velocity of pen movement on the graphics tablet: *a* – post-stroke patients; *б* – healthy controls

Таблица 1

Значения *U*-критерия для 45 динамических параметров графомоторного сигнала  
*U*-test values for 45 dynamic parameters of the graphomotor signal

Параметр	<i>U</i>	Параметр	<i>U</i>	Параметр	<i>U</i>
$V_{x1}$	273	$A_{x4}$	1120	$R_{y3}$	1120
$V_{x2}$	1200	$A_{y1}$	959,5	$R_{y4}$	1120
$V_{x3}$	1094	$A_{x2}$	1643,5	$R_1$	507,5
$V_{x4}$	1100	$A_{y3}$	1120	$R_2$	223,5
$V_{y1}$	632	$A_{x4}$	1120	$R_3$	1120
$V_{y2}$	1454,5	$A_1$	507,5	$R_4$	1106
$V_{y3}$	1058	$A_2$	223,5	$K_1$	1134
$V_{y4}$	1072	$A_3$	1120	$K_2$	941,5
$V_1$	305	$A_4$	1106	$K_3$	506,5
$V_2$	244	$R_{x1}$	458	$K_4$	845,5
$V_3$	1120	$R_{x2}$	1575	$K_5$	597
$V_4$	881,5	$R_{x3}$	1120	$K_6$	735
$A_{x1}$	458	$R_{x4}$	1120	$E_p$	2150
$A_{x2}$	1575	$R_{y1}$	959,5	$E_v$	1913,5
$A_{x3}$	1120	$R_{y2}$	1643,5	$E_A$	1949

*Примечание.* Полужирным начертанием выделены статистически различимые параметры. Для скоростей, ускорений, рывка зафиксированы среднеквадратическое отклонение (1 в индексе), среднее значение (2), 1-й перцентиль (3), 99-й перцентиль (4), для коэффициентов Спирмена и количества экстремумов – только средние значения.

Оценка применимости полученных данных для классификации «здоровый/пациент» как в виде полного набора признаков, так и только набора признаков, обладающих статистическими различиями, проводилась при помощи клас-

сификатора DT с применением ансамблевого метода бэггинг (табл. 2). В целом можно отметить, что метрики незначительно уменьшились при использовании сокращенного количества признаков в наборе данных.

Таблица 2

**Оценка метрик классификации с использованием полного и сокращенного набора признаков (классификатор – DT с ансамблированием)**  
**Evaluation of classification metrics using the full and reduced feature sets (classifier – ensemble decision tree)**

Метрика	45 признаков	22 признака
Accuracy	0,968	0,958
F1-мера	0,939	0,924
Precision	0,981	0,965
Recall	0,913	0,902

Для сравнения различных классификаторов в решении задачи определения классов «здоровый/пациент» по экземпляру записи из собранного набора данных был проведен ряд экспериментов, полученные значения метрик усреднялись по 100 измерениям. Помимо отдельных классификаторов, был использован ансамблевый метод

бэггинг для повышения метрик классификации. Полученные результаты представлены в табл. 3.

**Обсуждение.** Переход к сокращенному набору данных, состоящему из 22 признаков, приводит к незначительному уменьшению метрик классификации – например, Accuracy снижается на 1 % (см. табл. 2). При этом уменьшается вы-

Таблица 3

**Оценка классификаторов для задачи классификации «здоровый/пациент»**  
**Classifier performance evaluation for the “healthy/patient” classification task**

Классификатор	Accuracy	Precision	Recall	F1-мера
SVC	0,920	0,875	0,813	0,825
SVC (анс)	0,952	0,942	0,875	0,901
KNN	0,916	0,969	0,676	0,780
KNN (анс)	0,950	0,944	0,846	0,873
LDA	0,883	0,779	0,860	0,782
LDA (анс)	0,915	0,819	0,833	0,812
NB	0,713	0,059	0,090	0,066
NB (анс)	0,823	0,653	0,811	0,713
DT	0,940	0,898	0,908	0,891
<b>DT (анс)</b>	<b>0,968</b>	<b>0,981</b>	<b>0,913</b>	<b>0,939</b>

*Примечание:* анс – использование ансамблевого метода бэггинг. Полужирным начертанием выделены значения метрик наиболее точного классификатора.

числительная нагрузка и повышается интерпретируемость используемых признаков. Снижение вычислительной нагрузки может быть особенно полезно в задаче оценки тонких движений кисти в режиме реального времени.

При включении полного набора признаков DT показало один из лучших результатов среди протестированных классификаторов, однако SVC и KNN также продемонстрировали сопоставимые показатели в ряде конфигураций. Применение ансамблевого метода бэггинг позволяет повысить точность классификации примерно на 3 % в случае использования DT (см. табл. 3). Наименьшие значения всех 4 метрик наблюдались при применении классификатора NB, основанного на предположении независимости признаков. Вероятной причиной низкой его точности является наличие сильной корреляции между динамическими параметрами графомоторного сигнала, что нарушает указанное предположение и снижает эффективность модели на относительно небольшом объеме данных.

С целью построения окончательного компактного скринингового набора признаков в последующих исследованиях может быть использован метод рекурсивного исключения признаков (RFE) [15].

К ограничениям исследования можно отнести небольшой объем выборки ( $N = 30$ ).

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Conflict of interest.** The authors declare no conflict of interest.

**Вклад авторов:** Ежова В.М. – подготовка набора данных и извлечение признаков для проведения исследования; Фоминых С.А. – определение статистической значимости различий между классами используемых в наборе данных признаков согласно  $U$ -критерию Манна–Уитни; Кошечко Д.Е. – обучение и оценка моделей для задачи классификации «здоровый/пациент»; Рахманенко И.А. – анализ результатов исследования, подготовка рукописи статьи; Костюченко Е.Ю. – разработка программного обеспечения, используемого для анализа сигнала, постановка задач исследования; Жарова А.А. – сбор данных для исследования, обоснование актуальности исследования; Диш А.Ю. – сбор данных для исследования, проработка плана исследования, подготовка рукописи статьи.

**Authors' contributions:** V.M. Ezhova prepared the dataset and extracted features for the study; S.A. Fominykh determined statistical significance of differences between the classes of features used in the dataset according to the Mann–Whitney  $U$ -test; D.E. Koshechko trained and evaluated models for the “healthy/patient” classification; I.A. Rakhmanenko analysed the research results and prepared the manuscript; E.Yu. Kostyuchenko developed the software used for signal analysis and formulated the research objectives; A.A. Zharova collected data for the study and substantiated the relevance of the study; A.Yu. Dish collected data for the study, developed the research plan and prepared the manuscript.

В данный момент производится дополнительный сбор данных для валидации на независимой, более крупной когорте. Кроме того, частичное использование попарной конкатенации в ходе формирования набора данных значительно увеличивает объем обучающей выборки, но результаты в таком случае требуют осторожной интерпретации.

Можно сделать вывод, что 22 выделенных статистически значимых признака обладают диагностическим потенциалом для распределения тестируемых на графическом планшете по классам «здоровые» и «пациенты после ОНМК». В дальнейшем данные признаки могут быть использованы для более тонкого анализа в динамике и взаимосвязи с доменами международной классификации функционирования. Обучение стандартных классификаторов показало, что при сокращенном наборе признаков качество классификации остается высоким (например, для деревьев решений с ансамблированием точность классификации составляет 95,8 %), что делает предложенный набор перспективным для дальнейшей клинической валидации и использования в скрининговых исследованиях. В случае необходимости достижения большей точности классификаторов может быть применен полный набор из 45 признаков с использованием деревьев решений и метода ансамблирования бэггинг.

## Список литературы

1. Физическая и реабилитационная медицина: нац. рук. / под общ. ред. Г.Н. Пономаренко. М.: ГЭОТАР-Медиа, 2016. 685 с.
2. Инсульт // Всемир. организация здравоохранения: [официальный сайт]. URL: <https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/stroke> (дата обращения: 20.02.2026).
3. *Khellaf A., Khan D.Z., Helmy A.* Recent Advances in Traumatic Brain Injury // *J. Neurol.* 2019. Vol. 266, № 11. P. 2878–2889. <https://doi.org/10.1007/s00415-019-09541-4>
4. Восстановительная неврология: инновационные технологии в нейрореабилитации / под ред. Л.А. Черниковой. М.: Мед. информ. агентство, 2016. 344 с.
5. *Purk M., Fujarski M., Becker M., Warnecke T., Varghese J.* Utilizing a Tablet-Based Artificial Intelligence System to Assess Movement Disorders in a Prospective Study // *Sci. Rep.* 2023. Vol. 13, № 1. Art. № 10362. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-37388-3>
6. *Willemse I.H.J., Schootemeijer S., van den Bergh R., Dawes H., Nonnekes J.H., van de Warrenburg B.P.C.* Smartphone Applications for Movement Disorders: Towards Collaboration and Re-Use // *Parkinsonism Relat. Disord.* 2024. Vol. 120. Art. № 105988. <https://doi.org/10.1016/j.parkreldis.2023.105988>
7. *Klymenko G., Liu K.P.Y., Bissett M., Fong K.N.K., Welage N., Wong R.S.M.* Development and Initial Validity of the In-Hand Manipulation Assessment // *Aust. Occup. Ther. J.* 2018. Vol. 65, № 2. P. 135–145. <https://doi.org/10.1111/1440-1630.12447>
8. *Li Q., Gong R., Hase K.* A Comprehensive Objective Evaluation Method for Handwriting Assistive Devices Using a Tablet and Digital Pen for Individuals with Upper Limb Dysfunction // *Appl. Sci.* 2024. Vol. 14, № 23. Art. № 11190. <https://doi.org/10.3390/app142311190>
9. *Drotár P., Mekyska J., Rektorová I., Masarová L., Smékal Z., Faundez-Zamuy M.* Evaluation of Handwriting Kinematics and Pressure for Differential Diagnosis of Parkinson's Disease // *Artif. Intell. Med.* 2016. Vol. 67. P. 39–46. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2016.01.004>
10. *Гржибовский А.М., Иванов С.В., Горбатова М.А.* Описательная статистика с использованием пакетов статистических программ Statistica и SPSS // *Наука и здравоохранение.* 2016. № 1. С. 7–23. <https://doi.org/10.24412/cl-16507658>
11. *Фадеейкина О.В., Волкова Р.А., Карпова Е.В.* Статистическая обработка результатов аттестации биологических стандартных образцов: применение критерия Манна–Уитни // *Хим.-фармацевт. журн.* 2019. Т. 53, № 7. С. 54–58. <https://doi.org/10.30906/0023-1134-2019-53-7-54-58>
12. *Nelli F.* Machine Learning with Scikit-Learn // *Nelli F.* Python Data Analytics: With Pandas, Numpy, and Matplotlib. Berkeley: Apress, 2023. P. 259–287.
13. *Altman N., Krzywinski M.* Ensemble Methods: Bagging and Random Forests // *Nat. Methods.* 2017. Vol. 14, № 10. P. 933–935. <https://doi.org/10.1038/nmeth.4438>
14. *Ежова В.М., Кошечко Д.Е., Фоминых С.А.* Определение статистически значимых динамических параметров подписи при отслеживании динамики реабилитации после инсульта // *Электрон. средства и системы управления. Материалы докл. Междунар. науч.-практ. конф.* 2024. № 1-2. С. 44–46.
15. *Alalayah K.M., Senan E.M., Atlam H.F., Ahmed I.A., Shatnawi H.S.A.* Automatic and Early Detection of Parkinson's Disease by Analyzing Acoustic Signals Using Classification Algorithms Based on Recursive Feature Elimination Method // *Diagnostics (Basel).* 2023. Vol. 13, № 11. Art. № 1924. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13111924>

## References

1. Ponomarenko G.N. (ed.). *Fizicheskaya i reabilitatsionnaya meditsina* [Physical and Rehabilitation Medicine]. Moscow, 2016. 685 p.
2. Stroke. *World Health Organization.* Available at: <https://www.who.int/ru/news-room/fact-sheets/detail/stroke> (accessed: 20 February 2026).

3. Khellaf A., Khan D.Z., Helmy A. Recent Advances in Traumatic Brain Injury. *J. Neurol.*, 2019, vol. 266, no. 11, pp. 2878–2889. <https://doi.org/10.1007/s00415-019-09541-4>

4. Chernikova L.A. (ed.). *Vosstanovitel'naya nevrologiya: innovatsionnye tekhnologii v neyroreabilitatsii* [Restorative Neurology: Innovative Technologies in Neurorehabilitation]. Moscow, 2016. 344 p.

5. Purk M., Fujarski M., Becker M., Warnecke T., Varghese J. Utilizing a Tablet-Based Artificial Intelligence System to Assess Movement Disorders in a Prospective Study. *Sci. Rep.*, 2023, vol. 13, no. 1. Art. no. 10362. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-37388-3>

6. Willemsse I.H.J., Schootemeijer S., van den Bergh R., Dawes H., Nonnekes J.H., van de Warrenburg B.P.C. Smartphone Applications for Movement Disorders: Towards Collaboration and Re-Use. *Parkinsonism Relat. Disord.*, 2024, vol. 120. Art. no. 105988. <https://doi.org/10.1016/j.parkreldis.2023.105988>

7. Klymenko G., Liu K.P.Y., Bissett M., Fong K.N.K., Welage N., Wong R.S.M. Development and Initial Validity of the In-Hand Manipulation Assessment. *Aust. Occup. Ther. J.*, 2018, vol. 65, no. 2, pp. 135–145. <https://doi.org/10.1111/1440-1630.12447>

8. Li Q., Gong R., Hase K. A Comprehensive Objective Evaluation Method for Handwriting Assistive Devices Using a Tablet and Digital Pen for Individuals with Upper Limb Dysfunction. *Appl. Sci.*, 2024, vol. 14, no. 23. Art. no. 11190. <https://doi.org/10.3390/app142311190>

9. Drotár P., Mekyska J., Rektorová I., Masarová L., Smékal Z., Faundez-Zanuy M. Evaluation of Handwriting Kinematics and Pressure for Differential Diagnosis of Parkinson's Disease. *Artif. Intell. Med.*, 2016, vol. 67, pp. 39–46. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2016.01.004>

10. Grzhibovskiy A.M., Ivanov S.V., Gorbatova M.A. Opisatel'naya statistika s ispol'zovaniem paketov statisticheskikh programm Statistica i SPSS [Descriptive Statistics Using Statistica and SPSS Software]. *Nauka i zdavookhranenie*, 2016, no. 1, pp. 7–23. <https://doi.org/10.24412/cl-16507658>

11. Fadeykina O.V., Volkova R.A., Karpova E.V. Statisticheskaya obrabotka rezul'tatov attestatsii biologicheskikh standartnykh obraztsov: primeneniye kriteriya Manna–Uitni [Statistical Processing of the Results of Certification of Biological Standard Samples: Application of the Mann–Whitney Criterion]. *Khimiko-farmatsevticheskiy zhurnal*, 2019, vol. 53, no. 7, pp. 54–58. <https://doi.org/10.30906/0023-1134-2019-53-7-54-58>

12. Nelli F. Machine Learning with Scikit-Learn. Nelli F. *Python Data Analytics: Data Analysis and Science: With Pandas, Numpy, and Matplotlib*. Berkeley, 2023, pp. 259–287.

13. Altman N., Krzywinski M. Ensemble Methods: Bagging and Random Forests. *Nat. Methods*, 2017, vol. 14, no. 10, pp. 933–934. <https://doi.org/10.1038/nmeth.4438>

14. Ezhova V.M., Koshechko D.E., Fominykh S.A. Opredelenie statisticheski znachimykh dinamicheskikh parametrov podpisi pri otslezhivani dinamiki reabilitatsii posle insulta [Determining Statistically Significant Dynamic Parameters of the Signature for Monitoring Post-Stroke Rehabilitation Dynamics]. *Elektronnyye sredstva i sistemy upravleniya. Materialy dokladov Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii*, 2024, no. 1-2, pp. 44–46.

15. Alalayah K.M., Senan E.M., Atlam H.F., Ahmed I.A., Shatnawi H.S.A. Automatic and Early Detection of Parkinson's Disease by Analyzing Acoustic Signals Using Classification Algorithms Based on Recursive Feature Elimination Method. *Diagnostics (Basel)*, 2023, vol. 13, no. 11. Art. no. 1924. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13111924>

*Поступила в редакцию 24.10.2025 / Одобрена после рецензирования 01.12.2025 / Принята к публикации 04.12.2025*  
*Submitted 24 October 2025 / Approved after reviewing 1 December 2025 / Accepted for publication 4 December 2025*