

# Методы извлечения ключевых характеристик почерка для построения психологического профиля

**\*САЛЫКОВА Ольга Сергеевна**, к.т.н., доцент, [solga0603@mail.ru](mailto:solga0603@mail.ru),  
**ИВАНОВА Ирина Владимировна**, к.п.н., доцент, [valera\\_irina\\_69@mail.ru](mailto:valera_irina_69@mail.ru),  
**БАЛГУЖИНОВ Абай Хамитович**, магистрант, [balguzhinov2016@gmail.com](mailto:balguzhinov2016@gmail.com),  
**АРТЫКБАЕВА Асель Айдарбековна**, докторант, [asel\\_aidarbekowna@mail.ru](mailto:asel_aidarbekowna@mail.ru),  
НАО «Костанайский региональный университет имени А. Байтурсынова»,  
ул. А. Байтурсынова, 47, Костанай, Казахстан,  
\*автор-корреспондент.

**Аннотация.** Рассматриваются современные методы извлечения ключевых характеристик почерка для построения психологического профиля личности. Основное внимание уделяется этапам обработки рукописного текста, включая предварительную обработку данных, извлечение признаков с помощью методов компьютерного зрения и применение моделей машинного обучения. Проанализированы геометрические, динамические и частотные характеристики почерка, которые могут быть использованы для интерпретации психологических особенностей автора текста. Описаны подходы к разработке гибридных алгоритмов, сочетающих сверточные и рекуррентные нейронные сети, что позволяет добиться высокой точности и надежности анализа. Практическая значимость работы заключается в создании методики, применимой в психологии, медицине, криминологии и образовании. Полученные результаты демонстрируют возможности автоматизации анализа почерка и перспективы использования интеллектуальных систем для психологической диагностики.

**Ключевые слова:** почерк, психологический профиль, извлечение признаков, машинное обучение, анализ данных, компьютерное зрение, графология, нейронные сети.

## Введение

Анализ почерка на протяжении многих лет остается предметом активного изучения, поскольку он предоставляет ценные сведения о когнитивных и поведенческих особенностях человека. В последние десятилетия развитие технологий искусственного интеллекта и машинного обучения открыло новые перспективы для автоматизированной обработки рукописного текста, позволяя значительно повысить точность и эффективность анализа.

В работе Samsuryadi R., Kurniawan F. и Mohamad S. [1] рассматриваются подходы к автоматическому анализу почерка на основе распознавания образов. Авторы выделяют ключевые этапы обработки рукописного текста, включая предварительную обработку данных, извлечение признаков и классификацию личности. Исследование демонстрирует, что применение методов машинного обучения позволяет значительно повысить точность анализа почерка и его интерпретации.

В работе Кореневой Н.Б. и Боровика И.Г. [2] подчёркивается эффективность сверточных нейронных сетей в решении задач графологического анализа, что расширяет возможности применения автоматизированных подходов в данной области.

В работе Christlein V. [3] рассматривается подход, основанный на гибридных методах, совмещающих традиционные алгоритмы обработки изображений и современные методы машинного обучения. Автор подчеркивает, что использование таких методов позволяет значительно повысить точность анализа почерка и улучшить идентификацию писателя, что особенно важно в области криминалистики и психологии.

Цель данной работы – исследовать современные методы анализа почерка с использованием компьютерного зрения и глубокого обучения. Основное внимание уделено комбинированным подходам, использующим сверточные и рекуррентные нейронные сети. В результате планируется создать методологию, которая позволит точ-

но формировать психологический профиль человека на основе его почерка.

### Методы исследования

На этапе предварительной обработки изображения преобразовывались в черно-белый формат для выделения контуров и устранения шумов с помощью медианных и Гауссовых фильтров, что обеспечивало чёткость контуров. Извлечение признаков почерка включало геометрические характеристики (высота, ширина, наклон символов) и динамические признаки (интервалы между строками и буквами), что важно для оценки индивидуальных особенностей почерка [4].

Нормализация изображений стандартизировала размеры и выравнивала текст, упрощая дальнейший анализ [5].

Для математической обработки данных использовалось расстояние Хаусдорфа для точного сравнения контуров букв и анализа их структурных различий. В формуле показано, как расстояние Хаусдорфа используется для идентификации сходства между буквами и их группами:

$$H(A, B) = \max \left\{ \sup_{a \in A} \inf_{b \in B} d(a, b), \sup_{b \in B} \inf_{a \in A} d(b, a) \right\}, \quad (1)$$

где  $d(a, b)$  – метрика (например, евклидово расстояние) между точками  $a$  и  $b$ ;

$\inf_{b \in B} d(a, b)$  – минимальное расстояние от точки  $a$  до множества  $B$ ;

$\sup_{a \in A} \inf_{b \in B} d(a, b)$  – максимальное из таких минимальных расстояний – показывает, насколько далеко может оказаться точка из  $A$  от  $B$ .

Вторая часть формулы аналогична, но рассматривает минимальные расстояния для точек из множества  $B$  относительно множества  $A$ . Такой подход позволяет симметрично оценить степень различий между множествами, что может быть полезным, например, при анализе текстовых данных или изображений.

После извлечения признаков из данных информация подавалась в гибридную модель машинного обучения, объединяющую сверточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные нейронные сети (RNN). CNN использовались для анализа визуальных аспектов текста, таких как формы букв, углы наклона и распределение штрихов, тогда как RNN, с акцентом на компонент Long Short-Term Memory (LSTM) позволяли учитывать временные зависимости и последовательность написания символов. Такой подход обеспечивал более точное моделирование почерка и выявление его структурных особенностей.

Для обучения модели данные были раз-

делены на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80:20. Для повышения достоверности результатов применялась методика кросс-валидации, которая позволяла объективно оценить производительность модели на различных поднаборах данных. Основными метриками качества выступали точность (accuracy), полнота (recall) и F1-мера, обеспечивающие всесторонний анализ эффективности модели. Графики потерь при обучении продемонстрировали стабильность модели и отсутствие переобучения, что свидетельствует о ее высокой обобщающей способности.

Предложенная методология позволяет комплексно анализировать почерк, начиная от предварительной обработки данных и выделения ключевых признаков до построения моделей, способных выявлять структурные и динамические характеристики почерка. Полученные результаты подтверждают возможность использования данной системы для создания психологического профиля личности на основе анализа почерка, что расширяет перспективы дальнейших исследований в этой области. Применение подобного подхода может быть востребовано в криминалистике, судебной экспертизе, а также в нейропсихологии для изучения когнитивных особенностей человека на основе его почерка.

### Научные результаты

Результаты исследования подтвердили высокую эффективность разработанной гибридной модели машинного обучения, основанной на сочетании сверточных и рекуррентных нейронных сетей. Модель продемонстрировала высокую точность при анализе почерка и выделении ключевых характеристик текста, что иллюстрирует стабильное снижение потерь на этапах обучения и валидации на рисунке 1.

Динамика уменьшения потерь свидетельствует о том, что модель успешно обобщает данные, избегая переобучения и сохраняя стабильные результаты при работе с различными наборами данных. Это подтверждается устойчивостью модели к вариативности почерка, включая различия в размере символов, наклоне букв и характере штрихов. Аналогичные выводы представлены в работе Graves A. и соавт. [6], где подчеркивается, что использование гибридных архитектур, таких как комбинации сверточных и рекуррентных нейронных сетей, значительно повышает точность обработки текстовой информации. В данном исследовании этот подход также доказал свою эффективность, позволяя модели учитывать как пространственные, так и временные зависимости, что особенно важно при анализе рукопис-

ного текста. Кроме того, был выполнен анализ редакционного расстояния, используемого для оценки точности предсказаний модели. Как видно из графика на рисунке 2, редакционное расстояние заметно сокращается с увеличением количества эпох обучения, что указывает на высокую степень соответствия между предсказанным текстом и эталоном. Это свидетельствует о способности модели корректно интерпретировать почерк, адаптируясь к различным стилям письма. Также было выявлено, что наибольшее сокращение редакционного расстояния наблюдается на первых этапах обучения,

после чего процесс стабилизируется, что говорит о достижении моделью оптимального уровня обобщения.

Следующим этапом исследования стало извлечение ключевых характеристик почерка. Выявленные геометрические и динамические параметры, такие как высота и ширина букв, углы наклона, интервалы между строками и интенсивность давления чернил, продемонстрировали свою значимость для анализа почерка.

Пример анализа слова recognisable показал, что модель способна точно выделять и интерпретировать данные метрики. Как вид-

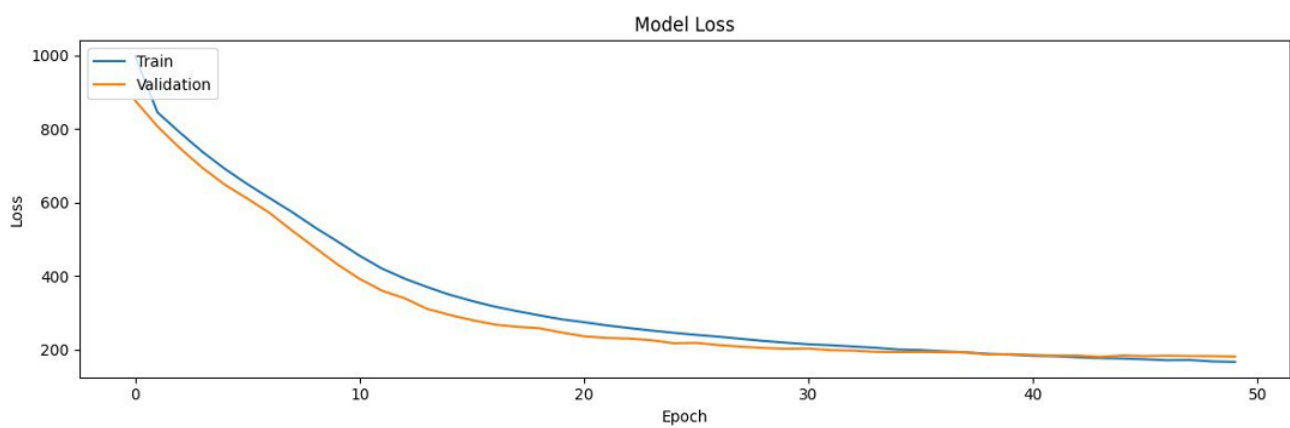


Рисунок 1 – График потерь модели на этапах обучения и валидации

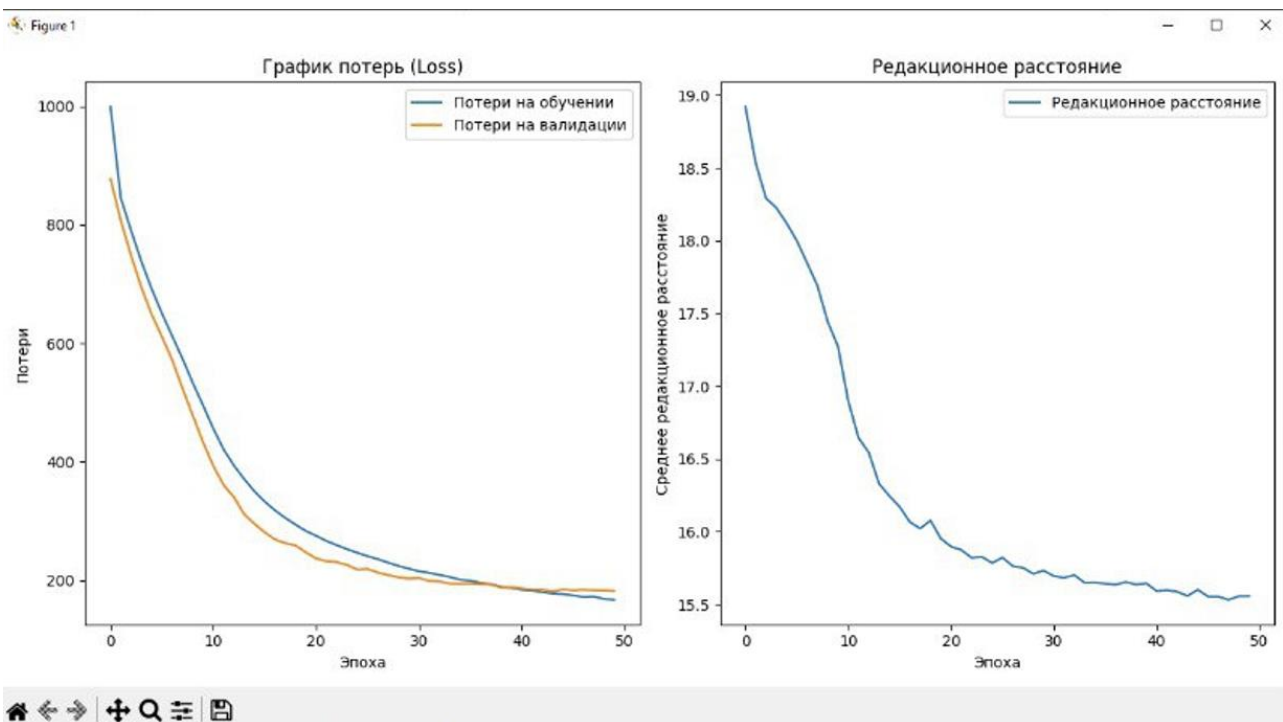


Рисунок 2 – График изменения редакционного расстояния по эпохам обучения

но на рисунке 3, ширина букв составила 454 условных единицы, высота – 112 условных единиц, а наклон текста – 13.86 градусов.

Для наглядности на рисунке 4 представлено рукописное изображение слова *recognisable*, использованное для анализа. Этот пример демонстрирует процесс обработки текста системой и его подготовки для последующей интерпретации.

В данном исследовании анализ почерка позволил выявить взаимосвязь между особенностями почерка и психофизиологическими характеристиками автора. Современные методы машинного обучения, использованные в работе, позволили не только подтвердить существующие теоретические предпосылки, но и провести количественный анализ значимых параметров почерка. Было выявлено, что такие характеристики, как наклон букв, размер и равномерность символов, сила нажима и плавность движений, могут служить надежными индикаторами эмоционального состояния, уровня тревожности и когнитивных особенностей автора.

Например, результаты данного исследования поддерживают выводы, сделанные в работе Guillem, M., Fernández, A. [7], где подчеркивается, что почерк является важным индикатором психофизиологического состояния личности и может быть использован для более глубокого понимания индивидуальных особенностей человека. Более того, полученные данные свидетельствуют о

том, что автоматизированный анализ почерка способен повысить точность интерпретации психологического профиля и устранить субъективный фактор, свойственный традиционным методам графологического анализа.

Гибридная модель, сочетающая сверточные и рекуррентные нейронные сети, продемонстрировала результативность в автоматическом разборе почерка, достигая высокой точности в выявлении ключевых почерковых признаков и их психологической трактовке. Предлагаемый подход может использоваться в криминалистических целях (установление личности автора, выявление подделок), в психологии (определение эмоциональных и когнитивных особенностей) и в образовательной сфере (обнаружение проблем с графическими навыками). Разработанная система даёт воспроизводимые результаты и обладает значительным потенциалом для дальнейшего развития, включая наращивание базы данных, совершенствование обучающих алгоритмов и внедрение в комплексные биометрические решения.

#### Выводы

В ходе исследования была разработана методология анализа почерка с использованием современных технологий машинного обучения. Проблема объективной оценки рукописного текста и его связи с психологическими особенностями личности остается актуальной, особенно в свете развития методов искусственного интеллекта. Разра-

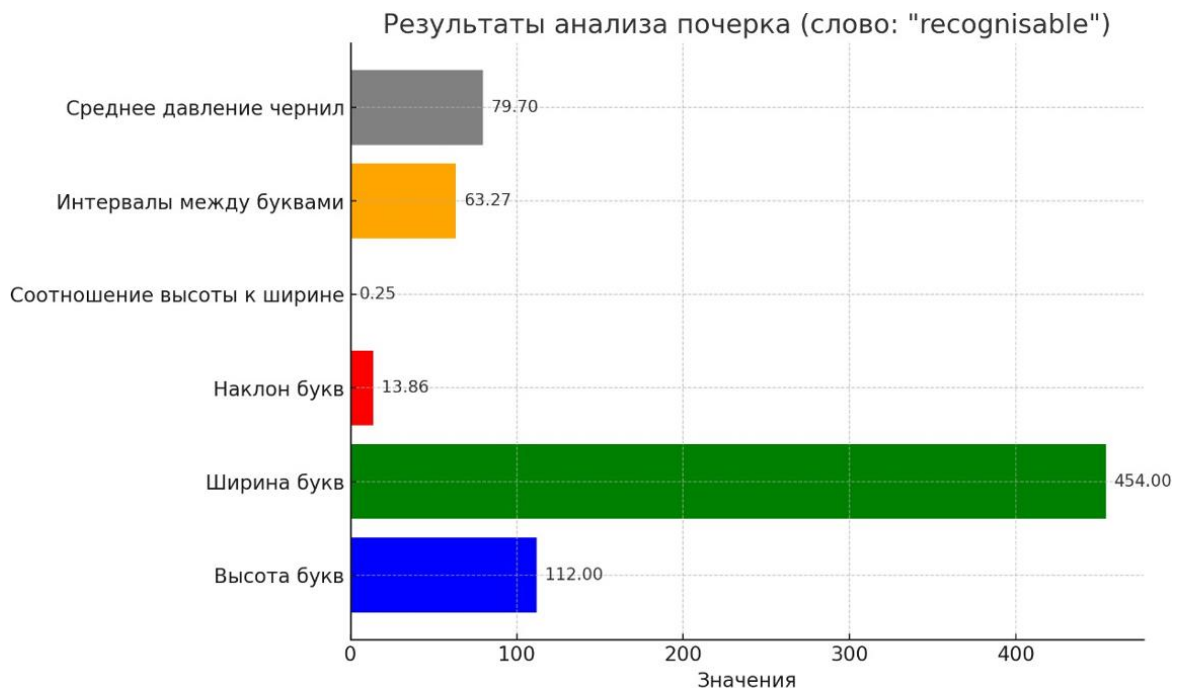


Рисунок 3 – Результаты анализа почерка для слова "recognisable"

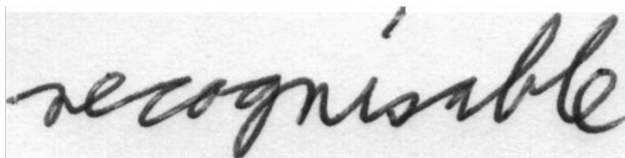


Рисунок 4 – Рукописное изображение слова "recognisable"

ботанный метод сочетает анализ геометрических, динамических и частотных характеристик почерка, обеспечивая глубокий и комплексный подход к его интерпретации.

Результаты показали, что гибридная модель, включающая сверточные и рекуррентные нейронные сети, точно идентифицирует характеристики почерка. Проведенные эксперименты продемонстрировали, что такие параметры, как наклон текста, интервалы между словами и буквами, интенсивность штрихов, а также ритмичность письма, могут служить надежными индикаторами психологических особенностей. Анализ этих характеристик позволяет выявлять закономерности, отражающие эмоциональное состояние, уровень концентрации, стрессоустойчивость и когнитивные особенности личности.

Практическое значение работы заключается в широких возможностях применения

методики. В психологии – для оценки эмоционального состояния и анализа черт личности, что может быть полезно в консультировании, диагностике психоэмоциональных состояний и профориентации. В криминалистике предложенный метод может применяться для идентификации авторства рукописных документов, выявления подделок и построения психологических портретов подозреваемых. В образовании анализ почерка может помочь в выявлении особенностей письма учеников, ранней диагностике проблем с моторикой и когнитивными навыками, а также в адаптации обучающих методик.

В будущем планируется расширить базу данных, включив в нее образцы почерка представителей различных возрастных и культурных групп, что позволит улучшить точность алгоритмов. Кроме того, перспективным направлением является интеграция анализа почерка с другими методами исследования человеческого поведения, такими как анализ речи, мимики и движений. Это обеспечит более комплексный и точный подход к построению психологических профилей. Автоматизация анализа почерка с использованием машинного обучения представляет собой перспективное направление, открывающее новые возможности для решения научных и практических задач в различных областях.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Samsuryadi, R. Kurniawan, F. Mohamad, S. "Automated handwriting analysis based on pattern recognition: A survey," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 11, no. 1, pp. 100-110, 2021. [https://www.researchgate.net/publication/350611195\\_Automated\\_handwriting\\_analysis\\_based\\_on\\_pattern\\_recognition\\_A\\_survey](https://www.researchgate.net/publication/350611195_Automated_handwriting_analysis_based_on_pattern_recognition_A_survey).
2. Коренева Н.Б., Боровик И.Г. (2020). Применение нейронных сетей для графологического анализа почерка // *Молодой ученый*. (22), 32-36. <https://moluch.ru/archive/312/70702/>.
3. Christlein, V. (2019). *Handwriting Analysis with Focus on Writer Identification and Writer Retrieval*. Doctoral Thesis, Friedrich-Alexander-University Erlangen-Nürnberg. [https://www.researchgate.net/publication/332911976\\_Handwriting\\_Analysis\\_with\\_Focus\\_on\\_Writer\\_Identification\\_and\\_Writer\\_Retrieval](https://www.researchgate.net/publication/332911976_Handwriting_Analysis_with_Focus_on_Writer_Identification_and_Writer_Retrieval).
4. Хамди Я., Акуайди Х., Бубакер Х., Алими А.М. (2020). Handwriting Quality Analysis using Online-Offline Models. arXiv preprint arXiv:2010.06693. <https://arxiv.org/abs/2010.06693>.
5. Бублин М., Вернер Ф., Кершбаумер А., и др. (2022). Automated dysgraphia detection by deep learning with SensoGrip. arXiv preprint arXiv:2210.07659. <https://arxiv.org/abs/2210.07659>.
6. Graves A., Fernández S., Gomez F., Schmidhuber J. Connectionist Temporal Classification: Labelling Unsegmented Sequence Data with Recurrent Neural Networks // *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*. 2006. С. 369-376. [https://www.cs.toronto.edu/~graves/icml\\_2006.pdf](https://www.cs.toronto.edu/~graves/icml_2006.pdf)
7. Guillem, M., & Fernández, A. (2018). The psychology of handwriting and its application in forensic science. *Journal of Forensic Sciences*, 63(4), 1012-1020. [https://www.researchgate.net/publication/380227061\\_Forensic\\_Handwriting\\_Analysis\\_to\\_Determine\\_the\\_Psychophysiological\\_Traits](https://www.researchgate.net/publication/380227061_Forensic_Handwriting_Analysis_to_Determine_the_Psychophysiological_Traits)

### **Психологиялық профильді құру үшін қолжазбаның негізгі сипаттамаларын алу әдістері**

**\*САЛЫКОВА Ольга Сергеевна**, т.ғ.к., доцент, solga0603@mail.ru,  
**ИВАНОВА Ирина Владимировна**, п.ғ.к., доцент, valera\_irina\_69@mail.ru,  
**БАЛГУЖИНОВ Абай Хамитович**, магистрант, balguzhinov2016@gmail.com,  
**АРТЫКБАЕВА Асель Айдарбековна**, докторант, asel\_aidarbekowna@mail.ru,  
 «А. Байтұрсынов атындағы Қостанай Өңірлік университеті» КеАҚ, А. Байтұрсынов көшесі, 47, Қостанай, Қазақстан,  
 \*автор-корреспондент.

**Аңдатпа.** Адамның психологиялық профилін қалыптастыру үшін қолжазбаның негізгі сипаттамаларын алудың заманауи әдістері қарастырылған. Негізгі назар қолжазбаны өңдеу кезеңдеріне, соның ішінде деректерді алдын ала өңдеуге, компьютерлік көру әдістерін қолдана отырып мүмкіндіктерді шығаруға және машиналық оқыту үлгілерін пайдалануға аударылады. Қолжазбаның геометриялық, динамикалық, жиіліктік сипаттамалары талданады, оның көмегімен мәтін авторының психологиялық ерекшеліктерін түсіндіруге болады. Талдаудың жоғары дәлдігі мен сенімділігіне қол жеткізуге мүмкіндік беретін конволюциялық және қайталанатын нейрондық желілерді біріктіретін гибриді алгоритмдерді әзірлеу тәсілдері сипатталған. Жұмыстың практикалық маңыздылығы психологияда, медицинада, криминологияда және білім беруде қолданылатын әдістемені құруда жатыр. Алынған нәтижелер қолжазбаны талдауды автоматтандыру мүмкіндіктерін және психологиялық диагностика үшін интеллектуалды жүйелерді қолдану перспективаларын көрсетеді.

**Кілт сөздер:** қолжазба, психологиялық бейін, белгілерді бөліп шығару, машиналық оқыту, деректерді талдау, компьютерлік көру, графология, нейрондық желілер.

### **Methods of Extracting Key Handwriting Characteristics for Building a Psychological Profile**

**\*SALYKOVA Olga**, Cand. of Tech. Sc., Associate Professor, solga0603@mail.ru,  
**IVANOVA Irina**, Cand. of Ped. Sc., Associate Professor, valera\_irina\_69@mail.ru,  
**BALGUZHINOV Abay**, Master's Student, balguzhinov2016@gmail.com,  
**ARTYKBAYEVA Assel**, Doctoral Student, asel\_aidarbekowna@mail.ru,  
 NPLC «A. Baitursynov Kostanay Regional University», A. Baitursynov Street, 47, Kostanay, Kazakhstan,  
 \*corresponding author.

**Abstract.** Modern methods of extracting key handwriting characteristics to build a psychological profile of a person are considered. The main focus is on the stages of handwriting processing, including data preprocessing, feature extraction using computer vision methods and the use of machine learning models. The geometric, dynamic, and frequency characteristics of handwriting are analyzed, which can be used to interpret the psychological characteristics of the author of the text. Approaches to the development of hybrid algorithms combining convolutional and recurrent neural networks are described, which makes it possible to achieve high accuracy and reliability of analysis. The practical significance of the work lies in the creation of a methodology applicable in psychology, medicine, criminology and education. The results obtained demonstrate the possibilities of automating handwriting analysis and the prospects of using intelligent systems for psychological diagnostics.

**Keywords:** handwriting, psychological profile, feature extraction, machine learning, data analysis, computer vision, graphology, neural networks.

## REFERENCES

1. Samsuryadi R., Kurniawan F., Mohamad S. "Automated handwriting analysis based on pattern recognition: A survey," *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 11, no. 1, pp. 100-110, 2021. [https://www.researchgate.net/publication/350611195\\_Automated\\_handwriting\\_analysis\\_based\\_on\\_pattern\\_recognition\\_A\\_survey](https://www.researchgate.net/publication/350611195_Automated_handwriting_analysis_based_on_pattern_recognition_A_survey)
2. Koreneva N.B., Borovik I.G. Application of neural networks for graphological analysis of handwriting // *Young Scientist*. 2020. No. 22. Pp. 32-36.
3. Christlein, V. (2019). Handwriting Analysis with Focus on Writer Identification and Writer Retrieval. Doctoral Thesis, Friedrich-Alexander-University Erlangen-Nürnberg. [https://www.researchgate.net/publication/332911976\\_Handwriting\\_Analysis\\_with\\_Focus\\_on\\_Writer\\_Identification\\_and\\_Writer\\_Retrieval](https://www.researchgate.net/publication/332911976_Handwriting_Analysis_with_Focus_on_Writer_Identification_and_Writer_Retrieval)
4. Hamdi Ya., Akwaidi H., Bubaker H., Alimi A.M. Handwriting Quality Analysis using Online-Offline Models, 2020, arXiv preprint arXiv:2010.06693.
5. Bublin M., Werner F., Kershbaumer A., et al. Automated dysgraphia detection by deep learning with SensoGrip, 2022, arXiv preprint arXiv:2210.07659.
6. Graves A., Fernández S., Gomez F., Schmidhuber J. Connectionist Temporal Classification: Labelling Unsegmented Sequence Data with Recurrent Neural Networks // *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*. 2006. Pp. 369-376. [https://www.cs.toronto.edu/~graves/icml\\_2006.pdf](https://www.cs.toronto.edu/~graves/icml_2006.pdf)
7. Guillem, M., & Fernández, A. (2018). The psychology of handwriting and its application in forensic science. *Journal of Forensic Sciences*, 63(4), 1012-1020. [https://www.researchgate.net/publication/380227061\\_Forensic\\_Handwriting\\_Analysis\\_to\\_Determine\\_the\\_Psychophysiological\\_Traits](https://www.researchgate.net/publication/380227061_Forensic_Handwriting_Analysis_to_Determine_the_Psychophysiological_Traits)