

УДК 004.93'1:004.912

DOI: 10.22213/2410-9304-2026-2-35-42

Обзор современных методов распознавания рукописных текстов, применимых для обработки средневековых славянских рукописей

А. С. Варламов, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, Ижевск, Россия

В исследовании проводится систематизация и критический анализ современных подходов к распознаванию рукописных текстов с акцентом на их применимость к средневековым славянским манускриптам. Методология включает анализ научных публикаций, диссертационных исследований и технической документации ведущих HTR-платформ по принципам научной релевантности за период 2010–2025 гг. Особое внимание уделено проектам по распознаванию исторических текстов на кириллице – как международным (Transkribus, eScriptorium, Tesseract), так и российским разработкам (RECO, Digital Пётр, «Рукописное наследие Древней Руси»). Выполнен сравнительный анализ классических и нейросетевых методов распознавания. Классические алгоритмы (сопоставление шаблонов, SVM, k-NN) показали низкую эффективность из-за необходимости точной сегментации, зависимости от качества признаков и слабой адаптивности к вариативности почерка. В свою очередь, нейросетевые подходы продемонстрировали более высокие результаты: CNN эффективны для извлечения пространственных признаков, но не моделируют последовательности; CRNN с CTC позволяют распознавать строки без предварительной сегментации символов; трансформеры (TrOCR, SATRN) достигают наилучших показателей благодаря механизму самовнимания, который помогает улавливать долгосрочные зависимости и контекстные связи – это особенно важно для обработки лигатур, диакритики и сокращений. Выявлены ключевые проблемы распознавания средневековых славянских рукописей: отсутствие крупных размеченных корпусов и недостаточная адаптация моделей к лингвистическим и графическим особенностям славянской письменности. Установлено, что трансформерные архитектуры открывают новые возможности для HTR исторических текстов, позволяя преодолеть многие ограничения предыдущих подходов. Результаты исследования могут быть использованы при создании корпусов, выборе архитектур моделей и разработке новых решений в предметной области.

Ключевые слова: распознавание, рукопись, старославянский, HTR, трансформер, CNN, CRNN.

Введение

Распознавание рукописных текстов (HTR, HandwrittenTextRecognition) в последние годы стало ключевым инструментом цифровизации культурного наследия. Особенно актуальным это направление становится в контексте работы с историческими документами, включая манускрипты на средневековом славянском языке. Такие тексты представляют собой сложный объект для автоматического анализа из-за сочетания физической деградации носителей, вариативности почерка, использования диакритических знаков, лигатур, сокращений и особенностей графематической системы кириллицы [1]. Эти факторы существенно снижают эффективность современных OCR-систем, разработанных преимущественно для печатных или современных рукописных текстов на латинице.

Несмотря на активное развитие нейросетевых подходов, включая архитектуры на основе свёрточных и рекуррентных сетей, а также трансформеров, качество распознавания средневековых славянских рукописей остается низким. Основными причинами являются отсутствие крупных размеченных корпусов, недостаточная адаптация моделей к лингвистическим и графическим особенностям славянской письменности, а также ограниченная интеграция лингвистических знаний в алгоритмы распознавания.

Российские исследования в этой области хотя и демонстрируют рост интереса, зачастую носят фрагментарный характер и слабо связаны с международными проектами, что затрудняет создание универсальных решений.

Целью настоящего обзора является систематизация и критический анализ современных подходов к распознаванию рукописных текстов с акцентом на их применимость к средневековым славянским манускриптам. В рамках исследования решаются следующие задачи: классификация существующих методов HTR, сопоставление международных и отечественных разработок, выявление ключевых проблем, связанных с обработкой славянской графики, а также определение перспективных направлений развития технологии.

Методологической основой работы стал анализ научных публикаций, диссертационных исследований и технической документации ведущих HTR-платформ за период 2010–2025 гг. Отбор источников проводился по принципам научной релевантности, включая публикации в

рецензируемых журналах, материалы конференций по обработке естественного языка. Особое внимание уделено проектам, связанным с распознаванием исторических текстов на кириллице.

Научная новизна исследования заключается в сопоставительном анализе подходов к НТР с фокусом на славянскую графимику и в выявлении пробела в интеграции лингвистических и технических знаний при разработке специализированных систем распознавания. Практическая значимость работы состоит в том, что ее результаты могут быть использованы при создании корпусов, выборе архитектур моделей и проектировании междисциплинарных исследований в области цифровой филологии и архивоведения.

1. Подходы к распознаванию рукописных текстов

Современные методы распознавания рукописных текстов можно условно разделить на две большие группы: классические алгоритмы, основанные на ручном выделении признаков и жестких правилах, и современные нейросетевые подходы, опирающиеся на обучение представлений из данных. Переход от первой группы ко второй стал переломным моментом в развитии НТР, особенно при работе с неструктурированными и историческими документами, где вариативность почерка, деградация носителей и графематическая сложность делают классические методы малоприменимыми.

1.1. Классические методы распознавания

На ранних этапах развития OCR доминировали подходы, основанные на поэтапной обработке: сегментации страницы, выделении отдельных символов и их классификации с использованием заранее заданных признаков. Такая архитектура легла в основу таких систем, как Tesseract (до версии 4.0), ABBYY FineReader, OmniPage и CuneiForm.

Ключевыми методами классификации были:

- сопоставление шаблонов (templatematching) [2],
- метод опорных векторов (SVM) [3],
- метод ближайших соседей (k-NN) [4].

Метод сопоставления шаблонов предполагает прямое сравнение фрагмента изображения с набором эталонных образцов. Он эффективен при работе с однородными шрифтами и высококачественными сканами, но крайне чувствителен к масштабированию, наклону и индивидуальным особенностям почерка. В контексте средневековых славянских манускриптов, где каждый писец обладал уникальным стилем, та-

кой подход оказывается практически неприменимым.

Метод опорных векторов (SVM) позволяет строить разделяющие гиперплоскости в многомерном признаковом пространстве, что обеспечивает высокую точность при небольшом объеме обучающих данных. Однако его эффективность напрямую зависит от качества извлеченных признаков (например, проекционных гистограмм, контурных описателей), которые вручную проектируются разработчиками. При работе с историческими текстами, где символы могут быть повреждены, растянуты или содержать диакритику, ручная инженерия признаков становится трудоемкой и неуниверсальной.

Метод k-ближайших соседей (k-NN) прост в реализации и не требует явного обучения, но плохо масштабируется на большие корпуса и чувствителен к шумам – проблема, особенно актуальная при оцифровке старых документов.

Таким образом, классические методы, несмотря на свою прозрачность и интерпретируемость, имеют фундаментальные ограничения: необходимость точной сегментации, зависимость от качества признаков и низкая адаптивность к вариативности. Эти факторы делают их малоприменимыми для распознавания рукописных исторических текстов, особенно на кириллице, где отсутствует единый стандарт написания.

1.2. Нейросетевые методы

С развитием глубокого обучения в конце 2010-х годов произошел кардинальный сдвиг: вместо ручного задания признаков нейросети стали автоматически извлекать их из данных, что позволило достичь качественно нового уровня точности. Современные НТР-системы строятся на архитектурах, способных обрабатывать как визуальные, так и последовательные аспекты рукописного текста.

Сверточные нейросети (CNN) [5] стали основой для извлечения пространственных признаков. Благодаря иерархической структуре сверточных и пулинг-слоев, CNN устойчивы к сдвигам, поворотам и частичным искажениям – свойства, критически важные при работе с неоднородными рукописями. Однако CNN сами по себе не моделируют последовательность символов, что делает их недостаточными для распознавания целых строк.

Для решения этой задачи применяются рекуррентные сети (RNN), в частности их усовершенствованная версия – LSTM (Long Short – Term Memory) [6]. LSTM способны запоминать контекст на длительных интервалах, что позво-

ляет учитывать влияние предыдущих символов на текущий. В комбинации с CNN и алгоритмом Connectionist Temporal Classification (CTC) [7] они легли в основу одной из наиболее успешных архитектур – CRNN (Convolutional Recurrent Neural Network). Такие модели могут распознавать строки без предварительной сегментации слов и символов, что особенно важно для письма без использования пробелов между словами и предложениями, характерного для всех средневековых славянских текстов до XV века.

В последние годы всё большее распространение получают трансформерные архитектуры, основанные на механизме самовнимания [8]. В отличие от RNN, трансформеры обрабатывают всю последовательность одновременно, что позволяет им эффективно улавливать долгосрочные зависимости и контекстные связи.

В задачах НТР они применяются в схеме «визуальный энкодер – текстовый декодер», где изображение строки преобразуется в последовательность признаков (с помощью CNN или ViT – Vision Transformer), а затем декодируется в текст.

Среди наиболее перспективных решений – TrOCR (Transformer-based OCR) от Microsoft и SATRN (Shape-Aware Text Recognition Network) [9], которые демонстрируют высокую устойчивость к шумам, деформациям и вариативности графем. Для средневековых славянских манускриптов трансформеры представляют особый интерес: их способность интегрировать языковые модели и обрабатывать сложные графемы (например, лигатуры, диакритику) позволяет компенсировать нехватку размеченных данных за счет контекстного анализа.

Отдельно стоит упомянуть ансамблевые подходы, такие как RMDL (Random Multimodel Deep Learning) [10], которые комбинируют несколько типов нейросетей для повышения устойчивости. Однако, в отличие от специализированных архитектур вроде CRNN [11], они чаще применяются в общих задачах классификации и требуют значительных вычислительных ресурсов, что ограничивает их применение в НТР для узкоспециализированных корпусов.

Вывод по разделу: архитектуры на базе трансформеров становятся стандартом для НТР, особенно когда данных достаточно. Однако методы с «ограниченными данными» (smalldata) и адаптация под конкретные стили письма остаются важной темой.

2. Обзор существующих систем и проектов

Развитие НТР-систем привело к созданию специализированных платформ, ориентированных на исторические документы. Эти инструменты различаются по архитектуре, доступности и специализации: от универсальных open-source-решений до коммерческих продуктов с возможностью дообучения. Рассмотрим их с точки зрения применения к славянским рукописям.

2.1. Международные системы

Среди разработок с поддержкой кириллицы выделяется АBBYYFineReader – платформа, способная распознавать печатные и частично рукописные дореволюционные тексты XIX в. Начиная с 10 версии продукта в документации упоминается возможность работы с символами, входящими в шрифт «русский (старая орфография)». Кроме того, с этого же времени в АBBYYFineReader появляется режим «Распознавание с обучением», который позволяет добавлять нестандартные символы в существующие языки и даже создавать собственные языки. В документации к 15-й версии продукта заявлена поддержка языка «OldSlavonic». Однако продукт ориентирован на регулярные, пусть и нестандартные шрифты, поэтому не встречается информация об успешном применении к средневековым славянским рукописям.

Одной из наиболее успешных платформ является Transkribus [12] – разработка европейского проекта READ (Recognition and Enrichment of Archival Documents), специализирующаяся на распознавании рукописных исторических текстов. Платформа способна работать с документами различных эпох, включая средневековые манускрипты и тексты XVI–XIX веков. Система использует нейросетевые модели (CRNN с CTC) для сегментации строк и распознавания текста без предварительной разметки. Transkribus поддерживает обучение на пользовательских корпусах и демонстрирует эффективность на латинских, греческих и арабских манускриптах; для кириллицы доступны предобученные модели.

Другой популярной платформой выступает eScriptorium [13] – продукт с открытым исходным кодом на базе Kraken [14], предназначенный для цифровой гуманитаристики. Он позволяет сообществу создавать и делиться размеченными датасетами; успешно применяется для средневековых латинских и греческих текстов (например, в проектах British Library). Для славянских рукописей eScriptorium требует значи-

тельного дообучения, так как базовые модели слабо справляются с уставом и полууставом.

Tesseract (с версии 4.0) после интеграции LSTM стал гибким решением для НТР с возможностью fine-tuning на специфических шрифтах. Дообученные версии используются в проектах по оцифровке исторических газет и рукописей; однако для средневековых славянских манускриптов его эффективность падает из-за отсутствия предобученных весов для архаичной кириллицы.

Сравнительные тесты на испанских исторических текстах подтверждают лидерство Transkribus над Tesseract, 0.23 против 0.36 по метрике коэффициента ошибок на уровне слов, Word Error Rate (WER) [15].

В рамках современных исследований НТР-систем заслуживает внимания диссертационная работа Р. Хейла [16], посвященная обработке изображений документов для распознавания рукописного текста. Исследование фокусируется на разработке методов транслитерации стенографических рукописей Астрид Линдгрэн (система стенографии Мелина, 1880-е гг.). Из технических решений работы следует отметить разработку методов удаления зачеркиваний на основе CycleGAN [17], что позволило создать специализированные датасеты.

Отдельного внимания заслуживают работы профессора А. Рабуса (AchimRabus) из Фрайбургского университета Германии, который исследует применение НТР к средневековым славянским текстам. В статье 2019 г. им были представлены нейросетевые модели для платформы Transkribus, обученные на различных типах средневекового славянского письма (устав, полуустав); достигнутый уровень ошибки CER (Character Error Rate) составил 3–5 % [18]. Нужно отметить, что исследования профессора не ограничиваются задачами распознавания, основное направление работы – это анализ текстов с точки зрения лингвистики и филологии.

2.2. Российские разработки

В области распознавания исторических рукописных текстов российские разработки демонстрируют высокий уровень технологического решения специфических задач. Рассмотрим ключевые отечественные системы.

RECO представляет собой экспериментальную программную систему распознавания старославянских текстов, разработанную в Ижевском государственном техническом университете имени М. Т. Калашникова [19]. Система базируется на структурном (лингвистическом) подходе к распознаванию букв и включает раз-

витый механизм предобработки изображений. Программа использует биоалгоритмы для скелетизации и распознавания старославянских символов на основе графовых моделей и баз эталонов. По данным 2010 года демонстрировала точность распознавания 86 % для документов высокого качества и 64 % для материалов низкого качества.

Digital Пётр – совместный проект СПбИИ РАН, Сбербанка и Российского исторического общества, направленный на распознавание рукописей Петра I и русской скорописи конца XVII – начала XVIII века [20]. Система достигла высокой точности распознавания 97,6 % на основе обучения на 10 512 строках петровских текстов. Архитектура включает несколько нейросетей для сегментации строк, анализа признаков и финального распознавания. Проект реализован в двух форматах: веб-платформа Digital Пётр для распознавания рукописей и портал Автографы Петра I для публикации документов.

«Рукописное наследие Древней Руси» – разработка НИЯУ МИФИ при участии Института русского языка им. В. В. Виноградова РАН [21, 22]. Система ориентирована на распознавание церковнославянских рукописей XI–XVIII веков, включая богослужебные книги, летописи и литературные произведения. Отличительные особенности: интеграция с базами данных российских хранилищ, открытый доступ для исследователей.

Manuscript-osc – открытая библиотека для распознавания исторических документов, разработанная в Сибирском федеральном университете. Исходный код библиотеки доступен на Github [23], использующий библиотеку сервис находится по адресу [24]. Согласно документации на библиотеку, система реализует модульный пайплайн на языке Python: детекция текстовых блоков выполняется моделью EAST, распознавание – моделью, основанной на трансформерах. Репозиторий содержит примеры распознавания текстов в дореволюционной орфографии, а активная разработка (коммиты 2025–2026 гг.) подтверждает актуальность проекта для работы с кириллическими рукописными источниками.

В области технологий распознавания рукописного текста российскими разработчиками осуществляется патентная защита технических решений. Например, патент RU2757713C1 «Расознавание рукописного текста посредством нейронных сетей» демонстрирует развитие отечественных технологий в направлении улучшения точности распознавания символов,

что является важным компонентом современных НТР-систем [25].

Все представленные системы демонстрируют различные подходы к решению задачи распознавания исторических текстов и специализируются на определенных типах рукописей, что позволяет эффективно работать с широким спектром исторических документов.

В качестве источников для создания обучающих наборов данных для систем распознавания могут использоваться коллекции сканированных изображений из общедоступных хранилищ, содержащих значительные массивы исторических документов [26–28].

Заключение

Анализ современных технологий распознавания рукописного текста демонстрирует значительный прогресс в этой области за последнее десятилетие. Глубокое обучение и сверточные нейронные сети позволили достичь относительно высокой точности распознавания для исторических рукописных документов.

Тем не менее проблемы в предметной области остаются: зависимость качества распознавания от языковых особенностей, разницы в почерках, различий в стилях написания букв и предложений.

Перспективными направлениями развития являются архитектуры типа Transformer, демонстрирующие способность преодолевать ключевые ограничения, присущие сверточным и рекуррентным нейросетевым архитектурам. Благодаря механизму самовнимания, трансформеры способны адаптироваться к новым языкам, стилям почерка и типам документов. Однако следует учитывать и ограничения трансформеров, это высокие требования к данным (необходимы большие размеченные датасеты для обучения), вычислительная сложность и сложность интерпретации решений трансформеров (проблема «черного ящика»).

Библиографические ссылки

1. Варламов А. С., Макарова О. Л. Проблемы распознавания старославянских манускриптов // Информационные технологии в науке, промышленности и образовании : сборник трудов Всероссийской научно-технической конференции, Ижевск, 23–24 мая 2024 года. Ижевск : УИР ИжГТУ имени М. Т. Калашникова, 2024. С. 57–61. EDNEBIBYI.
2. Brunelli, Roberto. Template Matching Techniques in Computer Vision: Theory and Practice / R. Brunelli. – Chichester; Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2009. 348 с. ISBN 978-0-470-51706-2.
3. Cortes C., Vapnik V. Support-vector networks. *Mach Learn* 20, 273–297 (1995). DOI 10.1007/BF00994018.

4. Cover T. M., Hart P. E. Nearest neighbor pattern classification // *IEEE Transactions on Information Theory*. 1967. Vol. 13, No. 1. P. 21–27. DOI: 10.1109/TIT.1967.1053964.

5. Lecun Y., Bottou L., Bengio Y. and Haffner G P. radient-based learning applied to document recognition, in *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, Nov. 1998, DOI: 10.1109/5.726791.

6. Graves A., Fernández S., Liwicki M., Bunke H., Schmidhuber J. Unconstrained Online Handwriting Recognition with Recurrent Neural Networks // *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, Vol. 20, Dec. 2007. P. 577–584.

7. Graves A., *Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2012. – (Studies in Computational Intelligence; т. 385). 133 с. ISBN 978-3-642-24796-5. DOI: 10.1007/978-3-642-24797-2.

8. Li M., Lv T., Chen J., Cui L., Lu Y., Florencio D., Zhang C., Li Z., Wei F. TrOCR: Transformer-based Optical Character Recognition with Pre-trained Models // *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2023. Vol. 37, No. 11. P. 13094–13102. DOI: 10.1609/aaai.v37i11.26538.

9. Lee J. et al. On recognizing texts of arbitrary shapes with 2D self-attention // *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. – 2020. – С. 546–547.

10. Kowsari K., Heidarysafa M., Meimandi K. J., Brown D. E., Barnes L. E. RMDL: Random Multimodel Deep Learning for Classification // *Proceedings of the 2nd International Conference on Information System and Data Mining (ICISDM)*. New York: ACM, 2018. P. 19–28. DOI: 10.1145/3206098.3206111.

11. Kumar J. P. Handwritten Text Recognition Using Deep Learning: A CNN-LSTM Approach // *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*. 2025. Vol. 13, No. 1. P. 14–22.

12. Nockels, J., Gooding, P., Ames, S., & Terras, M. (2022). Understanding the application of handwritten text recognition technology in heritage contexts: a systematic review of Transkribus in published research. *Archival science*, 22(3), 367–392. DOI 10.1007/s10502-022-09397-0.

13. Eleftheriadi, K. (2025). Online Tools for Handwritten Text Recognition: A Comparative Study of Transkribus and eScriptorium in Byzantine Studies. *STOAConsortiumBlog*. Retrieved from <https://blog.stoa.org/archives/4308> (дата обращения: 14.02.2026).

14. Stokes, P., Kiessling, B., Stökl Ben Ezra, D., Tissot, R., & Gargem, E. H. (2021). The eScriptorium VRE for Manuscript Cultures. In C. Clivaz & G. V. Allen (Eds.), *Classics@ Journal, Ancient Manuscripts and Virtual Research Environments*, 18. Retrieved from <https://classics-at.chs.harvard.edu/classics18-stokes-kiessling-stokl-ben-ezra-tissot-gargem/> (дата обращения: 14.02.2026). – Текст : электронный.

15. Torterolo-Orta Y. A. et al. Transcribing Spanish Texts from the Past: Experiments with Transkribus, Tesseract and Granite // *arXiv preprint arXiv:2507.04878*. – 2025. DOI 10.48550/arXiv.2507.04878.

16. Heil R. Document Image Processing for Handwritten Text Recognition: Deep Learning-based Transliteration of Astrid Lindgren's Stenographic Manuscripts. Uppsala, Uppsala University, 2023, 87 p. Available at: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1788213/FULLTEXT01.pdf> (дата обращения: 12.02.2026).

17. Zhu J.-Y., Park T., Isola P., Efros A. Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-Consistent Adversarial Networks // Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1703.10593.

18. Rabus A. Recognizing Handwritten Text in Slavic Manuscripts: a Neural-Network Approach using Transkribus // Scripta & e-Scripta. 2019. Vol. 19. P. 9–32.

19. Кучуганов А. В., Касимов Д. Р. RECO – программная система для распознавания старославянских текстов // Информационные технологии и письменное наследие : материалы международной научной конференции, Уфа; Ижевск, 28–31 октября 2010 года / отв. ред. В. А. Баранов. Уфа; Ижевск : Вагант, 2010. С. 144–148. EDN SWELVD.

20. Базарова Т., Проскуракова М. «Digital Пётр»: рукописное наследие Петра Великого и технологии искусственного интеллекта // Парад цифровых гуманитарных проектов : монография. Красноярск : Сибирский федеральный университет, 2025. С. 73–88. EDN ZIPEKJ.

21. Создание Корпуса рукописного наследия Древней Руси / Д. В. Демидов, А. Г. Кравецкий, А. А. Ларионов, А. А. Плетнева // Корпусная лингвистика – 2023 : труды международной конференции, Санкт-Петербург, 21–23 июня 2023 года. СПб. : Санкт-Петербургский государственный университет, 2024. С. 72–81. EDN LCBANH.

22. Демидов Д. В. Система поддержки создания корпуса рукописного наследия Древней Руси // XXII национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2025) : Труды конференции, Санкт-Петербург, 06–10 октября 2025 года. СПб. : Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр РАН, 2025. С. 40–51. DOI 10.15622/rcai.2025.067. EDNCWHUEE.

23. ManuscriptOCR : Библиотека для детекции и распознавания текста на исторических, архивных, рукописных и печатных документах // GitHub. – URL: <https://github.com/konstantinkozhin/manuscript-ocr> (дата обращения: 12.03.2026).

24. Manuscript. Распознавание дореформенных рукописей // Сервис Сибирского федерального университета. – URL: <https://manuscript.sfu-kras.ru> (дата обращения: 12.03.2026).

25. Патент RU 2757713 С1 «Распознавание рукописного текста посредством нейронных сетей» : пат. RU 2757713 С1 Российская Федерация / Упшинский А.Л. ; заявитель АБИ Девелопмент Инк. № 2020138488 ; заявл. 24.11.2020 ; опубл. 20.10.2021, Бюл. № 29. – 17 с. : ил. // Федеральный институт промышленной собственности.

26. Собрание рукописей и старопечатных книг // Свято-Троицкая Сергиева Лавра. URL: <https://lib-fond.ru/> (дата обращения: 14.02.2026).

27. Российская национальная библиотека. Виртуальные выставки // РНБ. URL: <https://expositions.nlr.ru> (дата обращения: 14.02.2026).

28. Манускрипт | Древние славянские памятники // Славянское письменное наследие. URL: <http://manuscripts.ru/> (дата обращения: 14.02.2026).

References

1. Varlamov A.S., Makarova O.L. Problemy raspoznavaniyastaroslavjanskikhmanuskriptov [Problems of Old Church Slavonic manuscript recognition]. *Informacionnye tekhnologii v nauke, promyshlennosti i obrazovanii: Sbornik trudov Vserossijskoj nauchno-tekhnicheskoy konferencii* [Proc. Information technologies in science, industry and education: Proceedings of the All-Russian Scientific and Technical Conference](Izhevsk, 23–24 May 2024). Izhevsk, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, 2024, pp. 57–61. EDN EBIBYI (in Russ.).

2. Brunelli R. *Template Matching Techniques in Computer Vision: Theory and Practice*. Chichester, Hoboken, NJ, John Wiley & Sons, 2009, 348 p. ISBN 978-0-470-51706-2.

3. Cortes C., Vapnik V. Support-vector networks. *Machine Learning*, 1995, vol. 20, pp. 273–297. DOI 10.1007/BF00994018.

4. Cover T.M., Hart P.E. Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1967, vol. 13, no. 1, pp. 21–27. DOI 10.1109/TIT.1967.1053964.

5. LeCun Y., Bottou L., Bengio Y., Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, 1998, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324. DOI 10.1109/5.726791.

6. Graves A., Fernández S., Liwicki M., Bunke H., Schmidhuber J. Unconstrained online handwriting recognition with recurrent neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 2007, vol. 20, pp. 577–584.

7. Graves A. *Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks*. Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, 2012, 133 p. (Studies in Computational Intelligence, vol. 385). ISBN 978-3-642-24796-5. DOI 10.1007/978-3-642-24797-2.

8. Li M., Lv T., Chen J., Cui L., Lu Y., Florencio D., Zhang C., Li Z., Wei F. TrOCR: Transformer-based optical character recognition with pre-trained models. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2023, vol. 37, no. 11, pp. 13094–13102. DOI 10.1609/aaai.v37i11.26538.

9. Lee J. et al. On recognizing texts of arbitrary shapes with 2D self-attention. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2020, pp. 546–547.

10. Kowsari K., Heidarysafa M., Meimandi K.J., Brown D.E., Barnes L.E. RMDL: Random multimodel deep learning for classification. *Proceedings of the 2nd International Conference on Information System and*

Data Mining (ICISDM). New York, ACM, 2018, pp. 19–28. DOI 10.1145/3206098.3206111.

11. Kumar J.P. Handwritten text recognition using deep learning: A CNN-LSTM approach. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 2025, vol. 13, no. 1, pp. 14–22.

12. Nockels J., Gooding P., Ames S., Terras M. Understanding the application of handwritten text recognition technology in heritage contexts: a systematic review of Transkribus in published research. *Archival Science*, 2022, vol. 22, no. 3, pp. 367–392. DOI 10.1007/s10502-022-09397-0.

13. Eleftheriadi, K. (2025). Online Tools for Handwritten Text Recognition: A Comparative Study of Transkribus and eScriptorium in Byzantine Studies. *STOA Consortium Blog*. Available at: <https://blog.stoa.org/archives/4308> (Accessed: 14 Feb. 2026).

14. Stokes P., Kiessling B., Stökl Ben Ezra D., Tissot R., Gargem E.H. The eScriptorium VRE for manuscript cultures. In: Clivaz C., Allen G.V. (Eds.). *Classics@Journal. Ancient Manuscripts and Virtual Research Environments*, 2021, iss. 18. Available at: <https://classics-at.chs.harvard.edu/classics18-stokes-kiessling-stokl-ben-ezra-tissot-gargem> (accessed 14.02.2026).

15. Torterolo-Orta Y.A. et al. Transcribing Spanish texts from the past: experiments with Transkribus, Tesseract and Granite. *arXiv*, 2025, arXiv:2507.04878. DOI 10.48550/arXiv.2507.04878.

16. Heil R. *Document Image Processing for Handwritten Text Recognition: Deep Learning-based Transliteration of Astrid Lindgren's Stenographic Manuscripts*. Uppsala, Uppsala University, 2023, 87 p. Available at: <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1788213/FULLTEXT01.pdf> (accessed 12.02.2026).

17. Zhu J.-Y., Park T., Isola P., Efros A.A. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2017, arXiv:1703.10593. DOI 10.48550/arXiv.1703.10593.

18. Rabus A. Recognizing Handwritten Text in Slavic Manuscripts: a Neural-Network Approach using Transkribus, Scripta& e-Scripta. 2019. Vol. 19. P. 9–32.

19. Kuchuganov A.V., Kasimov D.R. *RECO – programnaya Sistema dlya raspoznavaniya staroslavjanskikh tekstov* [RECO – a software system for recognizing Old Slavonic texts]. In: Baranov V.A. (ed.). *Informatsionnye tekhnologii i pis'mennoe nasledie: materialy mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii* [Information Technologies and Written Heritage: Proceedings of the International Scientific Conference]. (Ufa; Izhevsk, 28–31 October 2010). Ufa; Izhevsk, Vagant Publ., 2010, pp. 144–148 (in Russ.). EDN SWELVD.

20. Bazarova T., Proskuryakova M. “Digital Petr”: rukopisnoenasledie Petra Velikogo I tekhnologii iskusstvennogo intellekta [“Digital Petr”: the handwritten heritage of Peter the Great and artificial

intelligence technologies]. *Parad tsifrovyykh gumanitarnyykh proektov* [Parade of Digital Humanities Projects: Monograph]. Krasnoyarsk, Sibirskiyfederal'nyyuniversitet Publ., 2025, pp. 73–88 (in Russ.). EDN ZIPEKJ.

21. Demidov D.V., Kravetskiy A.G., Larionov A.A., Pletneva A.A. SozdanieKorpusarukopisnogonaslediya-Drevney Rusi [Creating a Corpus of the Handwritten Heritage of Ancient Rus']. In: *Korpusnaya lingvistika – 2023: Trudy mezhdunarodnoy konferentsii* [Corpus Linguistics – 2023: Proceedings of the International Conference] (St. Petersburg, 21–23 June 2023). St. Petersburg, Sankt-Peterburgskiygosudarstvennyyuniversitet Publ., 2024, pp. 72–81 (in Russ.). EDN LCBANH.

22. Demidov D.V. *Sistema podderzhki sozdaniya korpusa rukopi snogo naslediya Drevney Rusi* [A Support System for Creating a Corpus of the Handwritten Heritage of Ancient Rus']. *XXII Natsional'naya konferentsiya po iskusstvennomu intellektu s mezhdunarodnyuchastiem (KII-2025): Trudy konferentsii [XXII National Conference on Artificial Intelligence with International Participation (KII-2025): Proceedings]* (St. Petersburg, 06–10 October 2025). St. Petersburg, Sankt-Peterburgskiy Federal'nyyissledovatel'skiytsentr RAN Publ., 2025, pp. 40–51 (in Russ.). DOI 10.15622/rcai.2025.067. EDN CWHUEE.

23. Manuscript OCR: *Biblioteka dlya detektsii i raspoznavaniya teksta na istoricheskikh, arkhivnykh, rukopisnykh i pechatnykh dokumentakh* [Manuscript OCR: A library for text detection and recognition in historical, archival, handwritten, and printed documents]. *GitHub*. Available at: <https://github.com/konstantinkozhin/manuscript-ocr> (accessed 12.03.2026) (in Russ.).

24. Manuscript | *Raspoznavanie doreformnykh rukopisei* [Recognition of pre-reform manuscripts]. *Servis Sibirskogofederal'nogouniversiteta* [Service of the Siberian Federal University]. Available at: <https://manuscript.sfu-kras.ru> (accessed 12.03.2026) (in Russ.).

25. Upshinskiy A.L. *Raspoznavanie rukopisnogo teksta posredstvom neyronnykh setey* [Handwritten text recognition using neural networks]. Patent RU 2757713 C1, Russian Federation, 2021 (Bull. No. 29). Applicant: ABI Development Inc. Application No. 2020138488, filed 24.11.2020, published 20.10.2021. 17 p., ill. (in Russ.).

26. Svyato-Troitskaya Sergiyeva Lavra. *Sobranie rukopisey i staropechatnykh knig* [Collection of manuscripts and early printed books]. Available at: <https://libfond.ru/> (accessed 14.02.2026) (in Russ.).

27. Russian National Library. *Virtual'nyevystavki* [Virtual exhibitions]. Available at: <https://expositions.nlr.ru> (accessed 14.02.2026) (in Russ.).

28. Manuscript | *Drevnie slavyanskije pamjatniki* [Ancient Slavic manuscripts]. *Slavyanskoepis'mennoe nasledie* [Slavic Written Heritage]. Available at: <http://manuscripts.ru> (accessed 14.02.2026) (in Russ.).

Review of Modern Handwritten Text Recognition Methods Applicable for Old Church Slavonic Manuscripts Processing

A. S. Varlamov, Teacher, Kalashnikov Izhevsk State Technical University, Izhevsk, Russia

The study presents a systematization and critical analysis of modern approaches to handwritten text recognition, focused on their applicability to Old Slavonic manuscripts. The methodology involves the analysis of scientific publications, dissertation research, and technical documentation of leading HTR platforms based on the principles of scientific relevance for the period 2010–2025. Particular attention is paid to projects for the recognition of historical texts in Cyrillic — both international ones (Transkribus, eScriptorium, Tesseract) and Russian developments (RECO, DigitalPetr, “Handwritten Heritage of Ancient Rus”).

A comparative analysis of classical and neural network recognition methods has been carried out. Classical algorithms (template matching, SVM, k-NN) have shown low efficiency due to the need for precise segmentation, dependence on feature quality, and poor adaptability to handwriting variability. In turn, neural network approaches have demonstrated higher performance: CNNs are effective for extracting spatial features but they do not model sequences; CRNNs with CTC allow recognition of lines without prior character segmentation; transformers (TrOCR, SATRN) achieve the best results due to the self-attention mechanism, which helps capture long-term dependencies and contextual links — this is especially important for processing ligatures, diacritics, and abbreviations.

Key challenges in recognizing Old Slavonic manuscripts have been identified: the lack of large annotated corpora and insufficient model adaptation to the linguistic and graphic features of Slavonic writing. It has been established that transformer architectures open up new possibilities for HTR of historical texts, allowing many limitations of previous approaches to be overcome. The research findings can be used in corpus creation, selection of model architectures, and development of new solutions in the field.

Keywords: recognition, manuscript, Old Church Slavonic, HTR, transformer, CNN, CRNN.

Получено: 12.03.26

Образец цитирования

Варламов А. С. Обзор современных методов распознавания рукописных текстов, применимых для обработки средневековых славянских рукописей // Интеллектуальные системы в производстве. 2026. Т. 24, № 2. С. 35–42. DOI: 10.22213/2410-9304-2026-2-35-42.

For Citation

Varlamov A.S. [Review of Modern Handwritten Text Recognition Methods Applicable for Old Church Slavonic Manuscripts Processing]. *Intellektual'nyesistemy v proizvodstve*. 2026, vol. 24, no. 2, pp. 35-42 (in Russ.). DOI: 10.22213/2410-9304-2026-2-35-42.