

УДК 004.932

**АВТОМАТИЗИРОВАННОЕ ВОССТАНОВЛЕНИЕ УТРАЧЕННЫХ ФРАГМЕНТОВ
МОНУМЕНТАЛЬНОЙ ЖИВОПИСИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

**Хришкевич Георгий Андреевич, аспирант,
Псковский государственный университет**

**AUTOMATED RESTORATION OF LOST FRAGMENTS OF MONUMENTAL PAINTING
USING NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES**

**Georgy Khrishkevich, postgraduate student,
Pskov State University**

Предлагается методика восстановления изображений монументальной живописи, основанная на современных нейросетевых технологиях, обеспечивающая точность реконструкции формы и цвета утраченных фрагментов.

Ключевые слова: изображения, нейросети, сегментация, реконструкция, монументальная живопись, восстановление фресок, автоматизация.

A methodology is proposed for the restoration of monumental painting images based on advanced neural network technologies, ensuring accurate reconstruction of the shape and color of missing fragments.

Keywords: images, neural networks, segmentation, reconstruction, monumental painting, fresco restoration, automation.

Введение. Изображения монументальной живописи, такие как фрески, представляют значимую историческую и культурную ценность, являясь частью мирового культурного наследия. Со временем из-за природных и антропогенных факторов эти изображения подвергаются постепенному разрушению и теряют целостность, что требует активных действий по восстановлению и сохранению их изначального состояния. В последние десятилетия особую актуальность приобретают методы, основанные на применении искусственного интеллекта и нейронных сетей, которые позволяют значительно повысить эффективность и точность восстановительных работ [1].

Цель настоящего исследования заключается в разработке методики автоматизированного восстановления изображений монументальной живописи, которая включает как восстановление целостного изображения из отдельных фрагментов, так и дорисовку утраченных участков с помощью нейросетей.

Восстановительные работы по монументальной живописи подразумевают решение двух типов задач:

Восстановление изображения, представленного в виде множества разрозненных, хаотично расположенных фрагментов. Для выполнения этой задачи необходимо разработать алгоритмы автоматизированного анализа и сопоставления отдельных фрагментов по границам и текстурам.

Восстановление и реконструкция утраченных участков изображения, когда сохранилась основная часть изображения. Эта задача требует разработки методов прогнозирования и автоматизированной дорисовки недостающих участков, опираясь на анализ сохранившихся элементов.

Традиционные методы восстановления изображений включают медианную фильтрацию, фильтрацию Винера и регуляризацию Тихонова [2]. Несмотря на свою распространенность, данные методы зачастую приводят к нежелательным побочным эффектам, таким как потеря резкости и размытие контуров изображения, что отрицательно сказывается на качестве реставрации.

Современные технологии на основе нейронных сетей, включая свёрточные нейронные сети, архитектуры U-Net и Mask R-CNN, обеспечивают высокую точность и качество восстановления за счет способности автоматически выделять важные признаки и восстанавливать изображение с минимальными искажениями [3]. Эти архитектуры позволяют эффективно сегментировать изображения и реконструировать как текстурные, так и цветовые характеристики.

Предложенная методика включает несколько последовательных этапов, каждый из которых играет важную роль в конечном результате:

Этап 1: Получение изображения монументальной живописи

На этом этапе начинается процесс восстановления фрески. Исходное изображение фрески получается с помощью многоракурсной съемки и фотограмметрии [4]. Эти методы обеспечивают получение изображений с высокой детализацией и разрешением, что крайне важно для последующей обработки. Многоракурсная съемка предполагает фотографирование объекта с различных углов, что позволяет получить данные о всех деталях изображения, включая те, которые могут быть скрыты в обычных условиях. Использование фотограмметрии позволяет создать точные 3D-модели фрески, что особенно важно для реставрации объектов с повреждениями. Эти изображения, полученные с разных ракурсов, затем объединяются и подготавливаются для дальнейшей обработки.

Этап 2: Проверка состояния изображения

На этом этапе важно определить, является ли изображение полным или оно состоит из разрозненных фрагментов. Для этого проводится анализ состояния изображения. В блок-схеме это проверяется через ромб, обозначающий решение. Если изображение уже собрано (не повреждено или восстановлено в полной мере), процесс переходит к этапу восстановления с использованием нейросетей. В случае, если изображение состоит из фрагментов, которые необходимо соединить, решение будет требовать выделения признаков изображения для дальнейшего обучения нейросети. Этот этап подразумевает работу экспертов, которые выделяют ключевые элементы и характерные черты изображения для последующего обучения сети на фрагментах.

Этап 3: Восстановление изображения с помощью нейронной сети (если изображение собрано)

Если изображение уже собрано, нейросеть приступает к его восстановлению, используя обученные признаки. На этом этапе используется глубокая свёрточная нейронная сеть для коррекции поврежденных частей изображения. Нейросеть анализирует детали изображения и применяет алгоритмы восстановления, учитывая информацию о цвете, текстуре и форме. Эти данные извлекаются из обучающей выборки, что позволяет эффективно восстанавливать даже сильно поврежденные участки фрески. Нейросеть находит связи между различными частями изображения и делает предположения о недостающих элементах, возвращая картину в максимально близкий к оригиналу вид.

Этап 4: Нейросеть собирает изображение как пазл (если изображение не собрано)

Если изображение состоит из множества разрозненных фрагментов, нейросеть начинает автоматически собирать эти фрагменты, восстанавливая правильное положение и взаимодействие между ними. Этот процесс напоминает сборку пазла. Нейросеть использует различные алгоритмы для анализа краев фрагментов и их точного местоположения, что позволяет правильно скомпоновать изображение. Также могут быть использованы методы сопоставления текстур и границ, которые помогут точнее соединить элементы, сохраняя единую композицию и соответствие стилю оригинала. С помощью нейросетевых технологий фрагменты соединяются в целостное изображение, что требует высокой точности в обработке данных.

Этап 5: Финальная обработка и восстановленное изображение

На последнем этапе восстановленное изображение проходит финальную обработку и оценку качества. Этот процесс включает экспертную оценку со стороны реставраторов и искусствоведов,

которые проверяют, насколько точно восстановлено изображение, сохраняя его художественные и исторические особенности. Также для более объективной оценки качества восстановления используются автоматизированные метрики, такие как SSIM (Structural Similarity Index Measure) и PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio). Эти метрики позволяют измерить качество восстановления, сравнив его с оригинальным изображением или идеальной моделью, обеспечивая объективную и количественную оценку точности восстановленного изображения.

Заключение. Представленная методика автоматизированного восстановления изображений монументальной живописи с использованием нейросетевых технологий обеспечивает высокую точность и качество восстановления. Предлагаемый подход значительно уменьшает субъективный фактор в реставрационных работах, ускоряет процесс восстановления и имеет большой потенциал для использования при реставрации различных видов произведений искусства.

Список использованных источников

1. Методика автоматизированного восстановления изображений с использованием свёрточных нейронных сетей / Г. А. Хришкевич, Д. А. Андреев, Л. В. Мотайленко [и др.] // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2024. – № 6(242). – С. 65-76. – DOI 10.18522/2311-3103-2024-6-65-76. – EDN HEKQGG.
2. Е Сизиков, В. С. Предшествующая и последующая фильтрация шумов в алгоритмах восстановления изображений / В. С. Сизиков, Р. А. Экземпляров // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2014. – № 1(89). – С. 112-122. – EDN SAGVBX.
3. Hao X., Yin L., Li X. et al. A Multi-Objective Semantic Segmentation Algorithm Based on Improved U-Net Networks // Remote Sensing 15(7), 1838 (2023).
4. Иванов П.В., Тарасов А.В. Фотограмметрия – новая жизнь старой технологии (принципы и приложение для поисков МПИ) // Научно-методические основы прогноза, поисков и оценки месторождений благородных, цветных металлов и алмазов: Сборник тезисов докладов VII научно-практической конференции. Москва, 2017. С. 118.