

Решение о повторном обучении модели по мере накопления пользовательской разметки принимается на основе сравнения метрик качества моделей анализа тональности. Новая модель используется только в случае улучшения значений выбранных метрик по сравнению с текущей моделью. В противном случае программный комплекс продолжает использовать ранее обученную модель.

Ключевой особенностью реализации программного комплекса потокового анализа тональности финансовых новостей является преобразование пользовательских попарных сравнений в количественные оценки тональности, используемые для формирования обучающей выборки. Такой подход позволяет формировать пользовательскую разметку непосредственно в процессе эксплуатации программного комплекса и выполнять повторное обучение моделей по мере ее накопления.

Архитектура также предусматривает механизмы управления повторным обучением моделей и исключения устаревших данных из обучающей выборки, что позволяет учитывать изменение распределения данных новостного потока во времени.

Перспективами дальнейших исследований являются разработка методов отбора наиболее информативных пар финансовых новостей для пользовательской разметки, а также исследование эффективности различных моделей в условиях потокового анализа финансовых новостей.

Литература

1. Integrating sentiment analysis with graph neural networks for enhanced stock prediction: A comprehensive survey / N. Das, B. Sadhukhan, R. Chatterjee, S. Chakrabarti // Decision Analytics Journal. – 2024. – Vol. 10. – Article 100417. – P. 1–21. – DOI 10.1016/j.dajour.2024.100417
2. Market-Derived Financial Sentiment Analysis: Context-Aware Language Models for Crypto Forecasting / H. Moradi-Kamali, M.-H. Rajabi-Ghazlou, M. Ghazavi [et al.] // arXiv preprint. – 2025. – arXiv:2502.14897. – P. 1–13. – DOI 10.48550/arXiv.2502.14897
3. Liu, J. A Survey of Financial AI: Architectures, Advances and Open Challenges / J. Liu // arXiv preprint. – 2024. – arXiv:2411.12747. – PP. 1–19. – DOI 10.48550/arXiv.2411.12747
4. Quantifying Semantic Shift in Financial NLP: Robust Metrics for Market Prediction Stability / Z. Sun, C. Xiao, A. Harit, J. Yu // arXiv preprint. – 2025. – arXiv:2510.00205. – P. 1–8. – DOI 10.48550/arXiv.2510.00205

ПОДГОТОВКА ОБУЧАЮЩИХ МАСОК УТРАТ МОНУМЕНТАЛЬНОЙ ЖИВОПИСИ НА ОСНОВЕ ЭКСПЕРТНОЙ РАЗМЕТКИ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Г. А. Хришкевич

*Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «Псковский государственный университет»,
Российская Федерация*

Научный руководитель В. И. Пименов

Рассмотрен технологический подход по подготовке обучающих масок утрат монументальной живописи на основе экспертной разметки цифровых изображений. В отличие от работ, где основной акцент делается на анализе уже сегментированных дефектов, в настоящем сообщении центральной задачей является формирование воспроизводимого набора пар «изображение – маска» для дальнейшего обучения нейросетевых моделей. Предлагаемый подход включает загрузку исходного изображения в Label Studio, многоклассовую экспертную разметку утрат, экспорт растровых масок по классам, их бинаризацию, контроль ошибок и организацию файловой структуры датасета. На примере размеченного изображения фрески показано получение бинарных масок по классам: «трещины», «пятна» и «лакуны». Полученные результаты подтверждают, что

даже единичная экспертная разметка может быть преобразована в корректный и пригодный для обучения набор масок при соблюдении фиксированного протокола постобработки и контроля качества.

Ключевые слова: монументальная живопись, экспертная разметка, бинарные маски, Label Studio, датасет, цифровое документирование.

Монументальная живопись относится к числу наиболее уязвимых объектов культурного наследия. При цифровом документировании фресок и настенных росписей возникает задача подготовки исходных данных для алгоритмов сегментации утрат. На практике качество обучения модели определяется не только числом изображений, но и корректностью масок: полупрозрачные границы, смешение классов, случайные артефакты и разрывы контуров ухудшают устойчивость обучения и снижают достоверность последующего выделения дефектов [1, 2].

Цель работы – разработать и апробировать краткий воспроизводимый протокол подготовки бинарных обучающих масок утрат монументальной живописи из экспертной многоклассовой разметки. В работе рассматривались классы дефектов, наиболее характерные для фресок: трещины, пятна и лакуны. Итогом обработки должен стать набор файлов, пригодный для обучения нейросетевой модели сегментации и последующего контроля качества разметки.

Исходное изображение загружалось в среду Label Studio, где эксперт выполнял разметку по вышеназванным классам утрат. Далее для каждого класса экспортировалась отдельная растровая маска. Поскольку при экспорте на границах областей могут появляться полутоновые пиксели, маски дополнительно преобразовывались в строго бинарный вид по фиксированному порогу 128: белый цвет соответствовал области утраты, черный – фону. После бинаризации выполнялись контроль совпадения с исходным изображением, проверка отсутствия очевидных разрывов и единичных шумовых элементов, а также сопоставление бинарных масок с цветной оверлей-разметкой.

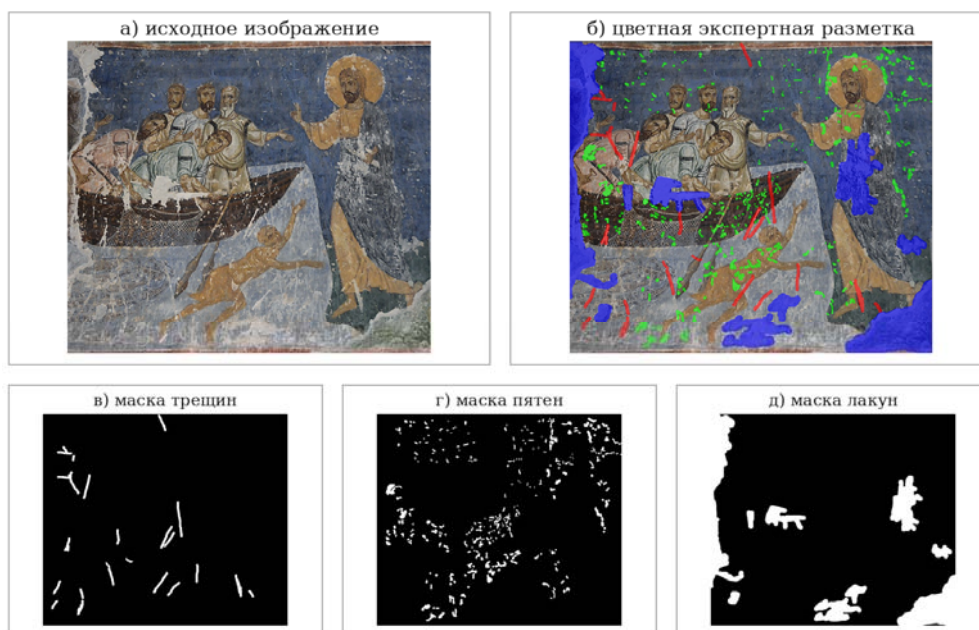


Рис. 1. Пример подготовки обучающих данных: исходное изображение, цветная экспертная разметка и бинарные маски классов утрат

Для организации датасета каждая сцена представляется набором из одного исходного изображения и трех отдельных масок классов. Такая структура упрощает последующее чтение данных в скриптах обучения, а также позволяет независимо анализировать дисбаланс классов [3]. На рис. 1 приведен пример получаемого комплекта обучающих данных, исходный фрагмент фрески, цветная экспертная разметка и бинарные маски по каждому классу дефектов.

Экспериментальный пример построен на изображении размером 1610×1390 пикселей. После бинаризации масок были рассчитаны площади классов и число связных областей. Результаты представлены в табл. 1. Видно, что по площади доминируют лакуны, тогда как класс трещин занимает минимальную долю изображения, но требует наиболее аккуратной ручной трассировки границ. Суммарное покрытие утрат на данном примере составило около 18,57 % площади изображения, что подтверждает выраженный дисбаланс классов и необходимость его учета при обучении [4].

Таблица 1

Количественные параметры подготовленных бинарных масок

Класс утрат	Площадь, px	Доля, %	Связные области
Трещины	40 835	1,82	20
Пятна	88 910	3,97	309
Лакуны	285 994	12,78	9

Для практического применения важен не только сам экспорт масок, но и типовые ошибки разметки. Их систематизация позволяет сократить ручные правки и получать единообразные обучающие данные при работе с серией изображений. Наиболее характерные ошибки и способы их исправления приведены в табл. 2.

Таблица 2

Типичные ошибки разметки и способы их исправления

Ошибка	Способ исправления
Полутонные пиксели на границе маски	Пороговая бинаризация и повторная проверка оверлея
Смещение классов в одной зоне	Сверка с исходным изображением и ручное уточнение класса
Единичные шумовые точки	Удаление малых компонент и повторный экспорт маски
Разрывы длинных трещин	Коррекция контура экспертом до формирования бинарной маски

Таким образом, описанный подход позволяет перейти от экспертной цветной разметки к строго бинарным маскам, пригодным для обучения моделей сегментации утрат монументальной живописи. Практический результат работы состоит в формировании воспроизводимого протокола подготовки данных, который может использоваться для последовательного наращивания датасета и сравнения различных моделей сегментации на единой основе.

Литература

1. Методика автоматизированного восстановления изображений с использованием сверточных 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
2. Хришкевич, Г. А. Вариационная модель цифровой реставрации монументальной живописи [Электронный ресурс] / Г. А. Хришкевич // Инженерный вестник Дона. – 2025. – № 12. – URL: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n12y2025/10627>.
3. Mishra, M. Artificial intelligence-assisted visual inspection for cultural heritage: State-of-the-art review / M. Mishra, P. B. Lourenço // Journal of Cultural Heritage. – 2024. – Vol. 66. – P. 536–550. – DOI: 10.1016/j.culher.2024.01.005
4. Yeung, M. Unified Focal loss: Generalising Dice and cross entropy-based losses to handle class imbalanced medical image segmentation / M. Yeung, E. Sala, C. B. Schönlieb, L. Rundo // Computerized Medical Imaging and Graphics. – 2022. – Vol. 95. – Article 102026. – P. 1–53. – DOI 10.1016/j.compmedimag.2021.102026

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ВОЗДУШНЫХ ПОТОКОВ В СИСТЕМЕ РУДНИЧНОЙ ВЕНТИЛЯЦИИ КАК ЭЛЕМЕНТ ЦИФРОВИЗАЦИИ ГОРНЫХ РАБОТ

К. С. Короленок

Белорусский государственный университет, г. Минск

Научный руководитель М. А. Журавков

Рассмотрены вопросы математического моделирования аэродинамических процессов в системе рудничной вентиляции в условиях подземных калийных рудников. Приведен анализ существующих подходов к расчету распределения воздушных потоков в разветвленных сетях подземных выработок. Обоснована необходимость разработки комбинированного подхода, сочетающего классические методы теории вентиляционных сетей с алгоритмами адаптации к конкретным условиям производства. Определены направления дальнейших исследований, включающие создание эффективных численных методов и интеграцию разрабатываемых моделей в корпоративные информационные системы.

Ключевые слова: рудничная вентиляция, CFD-моделирование, воздухораспределение, математическая модель, аэродинамическое сопротивление.

Система вентиляции является критически важным элементом инфраструктуры любого подземного рудника или шахты. От ее надежности и эффективности напрямую зависят безопасность труда горнорабочих, предотвращение аварийных ситуаций, связанных с накоплением взрывоопасных газов, а также энергетическая эффективность всего горнодобывающего предприятия в целом. Согласно статистике, до 30–40% всей потребляемой шахтой электроэнергии приходится именно на работу вентиляторных установок главного и местного проветривания [1].

Современные тенденции развития горной отрасли неразрывно связаны с процессами цифровизации и внедрения элементов Индустрии 4.0. Крупные горнодобывающие компании переходят к использованию корпоративных информационных систем, которые объединяют в себе геологическое моделирование, планирование горных работ, диспетчеризацию и контроль безопасности. В этих условиях система рудничной вентиляции не может оставаться изолированным элементом — она должна быть интегрирована в общую цифровую экосистему предприятия, чтобы обеспечивать актуальными данными смежные подразделения и получать от них информацию для корректировки своих параметров.