

УДК 004.932:004.032.26

УТРАТЫ МОНУМЕНТАЛЬНОЙ ЖИВОПИСИ КАК ПОКАЗАТЕЛИ BIG DATA: ОБЪЕКТНО-ОРИЕНТИРОВАННОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ДЕФЕКТОВ НА ОСНОВЕ МНОГОКАНАЛЬНОЙ СЕГМЕНТАЦИИ



Г.А. Хришкевич
Ассистент отделения
информационно-
коммуникационных технологий
образовательного
департамента Передовой
инженерной школы гибридных
технологий в станкостроении
Союзного государства,
ПсковГУ
hrishkevich.g@pskgu.ru



В.И. Пименов
Заведующий кафедрой
информационных
технологий, СПбГУПТД,
доктор технических
наук, с.н.с.
v_pim@mail.ru



Д.А. Андреев
Заведующий отделением
информационно-
коммуникационных технологий
образовательного
департамента Передовой
инженерной школы гибридных
технологий в станкостроении
Союзного государства, ПсковГУ,
кандидат технических наук
d.andreev@pskgu.ru

Г.А. Хришкевич

Окончил Псковский государственный университет. Область научных интересов связана с применением методов обработки изображений и машинного обучения для цифрового восстановления объектов монументальной живописи с сохранением культурно значимых художественных особенностей.

В.И. Пименов

Окончил Балтийский государственный технический университет «Военмех» имени Д.Ф. Устинова. Область научных интересов связана с разработкой методов и алгоритмов интеллектуального анализа данных, когнитивных технологий, компьютерных систем обработки и анализа данных, компьютерной графики, распознавания образов, мультимедиа технологий и 3D-моделирования.

Д.А. Андреев

Окончил Псковский государственный политехнический институт. Область научных интересов связана с разработкой моделей, алгоритмов и показателей качества формализованного описания и анализа технологий производства продукции.

Аннотация. В работе рассматриваются утраты монументальной живописи (трещины, пятна, лакуны) как источник структурированных данных в парадигме Big Data. Ключевым фактором является переход от пиксельной разметки к объектно-ориентированному набору данных, где каждый дефект представляется отдельной записью с геометрическими и морфологическими признаками. Особенности реализации предлагаемого подхода отражены в формализации процессов многоканальной сегментации дефектов с последующей детерминированной постобработкой и выделением связанных компонентов. На примере реального изображения фрески из Спасо-Преображенского Мирожского мужского монастыря (Российская Федерация, г. Псков) получено 1038 объектов утрат при суммарной доле покрытия 33,9%, что подтверждает возможность накопления объектных показателей состояния для последующего анализа и мониторинга.

Ключевые слова: монументальная живопись, утраты, Big Data, многоканальная сегментация, связанные компоненты, объектно-ориентированные данные, цифровое документирование, мониторинг состояния.

Введение. Монументальная живопись (фрески, настенные росписи, иконы) относится к уязвимым объектам культурного наследия, для которых особенно важны задачи

цифрового документирования, анализа состояния и подготовки данных для реставрационных работ [1]. При работе с фотофиксацией памятников возникает необходимость перехода от описаний на уровне изображения к измеримым показателям, пригодным для сравнения между объектами и мониторинга во времени [2].

В прикладном контексте Big Data проявляется не только как большой объём пиксельных данных, но и как масштабируемый поток дискретных наблюдений, если рассматривать повреждения не как сплошную маску, а как множество отдельных объектов. Даже один фрагмент фрески может содержать сотни объектов разметки (фрагменты трещин, пятен, лакун), и каждый из них может быть описан набором признаков. Это позволяет формировать табличные датасеты и применять методы статистики и интеллектуального анализа данных для поддержки решений при реставрации и мониторинге состояния объектов монументальной живописи.

Развитие методов компьютерного зрения и нейросетевой сегментации создаёт предпосылки для автоматизации выделения утрат на изображениях [3]. Для практического применения необходимо формализовать переход от результатов сегментации к объектно-ориентированным данным и показать масштаб наблюдений на реальном изображении, что согласуется с ранее предложенной вариационной моделью цифровой реставрации монументальной живописи [4]. Этим определяются постановка задачи, выбор методики построения объектно-ориентированных данных и состав количественных показателей, анализируемых в работе.

Постановка задачи. В исследовании используются цифровые изображения фрагментов фресок, полученные в ходе фотофиксации и последующей подготовки материала для анализа. Для части изображений выполнена ручная разметка областей утрат, которая служит основой для обучения и проверки алгоритмов сегментации, а также для перехода от пиксельного представления к объектно-ориентированному набору данных. Далее вводится формальная запись входных данных и результата обработки.

Пусть задано множество цифровых изображений фресок:

$$L = \{I_m\}, m = 1, 2, \dots, M, \quad (1)$$

где I_m – цветное изображение размера $H \times W$ (высота и ширина изображения соответственно), m – индекс изображения.

Каждое изображение I_m рассматривается на дискретной области пикселей:

$$\Omega = \{1 \leq i \leq H, 1 \leq j \leq W\}, \quad (2)$$

где (i, j) – координаты пикселя.

Для цветного изображения значения пикселя задаются вектором $I_m(i, j) \in R^3$ (каналы аддитивной цветовой модели *RGB*) [5].

Рассматривается множество классов утрат (типов дефектов):

$$U = \{c, s, l\}, \quad (3)$$

где c – класс трещин, s – класс пятен, l – класс лакун.

Требуется получить объектно-ориентированное представление утрат на каждом изображении I_m , включающее:

1. бинарные пиксельные маски утрат по классам $Y_m(\cdot, \cdot, k)$, $k \in U$;
2. множества объектов утрат (связных компонентов) $O_{m,k} = \{O_{m,k,1}, \dots, O_{m,k,N_{m,k}}\}$ для каждого класса k ;
3. табличный датасет объектов D , в котором каждому связному компоненту соответствует отдельная запись с признаками.

Объектный датасет задаётся как:

$$D = \{(id_{img}, id_{obj}, k, x) \mid k \in U\}, \quad (4)$$

где id_{img} – идентификатор изображения (например, номер изображения m или имя файла), id_{obj} – идентификатор объекта внутри изображения (например, номер связанного компонента), k – класс объекта, $k \in U$, x – набор признаков объекта.

Таким образом, в работе решается задача построения объектно-ориентированного описания утрат монументальной живописи по цифровым изображениям (на примере фресок). Результатом обработки каждого изображения являются бинарные маски по классам утрат, множество выделенных объектов утрат как связанных компонентов и табличное представление этих объектов в виде записей с признаками. На основе такого представления рассчитываются количественные показатели состояния изображения: число объектов в каждом классе утрат, доля площади изображения, занятая утратами, и статистики распределения размеров объектов. Параметры бинаризации и постобработки задаются в рамках единого протокола обработки и применяются одинаково ко всем изображениям, что обеспечивает воспроизводимость вычисления показателей на серии данных.

Методология исследования. В исследовании используется протокол обработки, включающий построение вероятностных карт утрат, их дискретизацию, постобработку, выделение объектов и вычисление агрегированных показателей состояния изображения. На вход подаётся цветное изображение фрески, на выходе формируется объектно-ориентированный набор данных, содержащий идентификатор изображения, идентификатор объекта, класс утраты и набор признаков объекта, а также значения агрегированных показателей для всего изображения.

Получение пиксельных масок утрат основано на многоканальной модели сегментации [6], которая для каждого изображения I_m ставит в соответствие тензор вероятностных карт по классам:

$$f_{\theta}: I_m \rightarrow P_m, P_m \in [0,1]^{H \times W \times |U|}, \quad (5)$$

где f_{θ} – нейросетевая модель с параметрами θ , $P_m \in [0,1]^{H \times W \times |U|}$ – вероятность того, что пиксель (i, j) принадлежит классу k .

Бинаризация выполняется путём сравнения значений вероятностных карт с заданными порогами отдельно для каждого класса утрат $k \in U$:

$$\widetilde{Y}_m(i, j, k) = 1 [P_m(i, j, k) \geq \tau_k], \quad (6)$$

где $\widetilde{Y}_m(i, j, k)$ – промежуточная бинарная маска класса k , τ_k – фиксированный порог для класса k , $1[\cdot]$ – индикаторная функция, равная 1 при истинности условия или в противном случае – 0.

Для получения устойчивых масок применяется детерминированная постобработка:

$$Y_m(\cdot, \cdot, k) = P_k(\widetilde{Y}_m(\cdot, \cdot, k)), \quad (7)$$

где $P_k(\cdot)$ – оператор постобработки канала k , включающий удаление малых компонентов, морфологические операции и корректировку структуры маски в соответствии с морфологией утрат данного класса. Полученные по (6) – (7) маски $Y_m(\cdot, \cdot, k)$ далее рассматриваются как итоговые бинарные пиксельные маски утрат класса k на изображении m .

Обучение параметров сегментационной модели выполняется на размеченной выборке пар «изображение–маска» и формулируется как задача минимизации эмпирического риска:

$$\theta^* = \arg \arg \min_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N L(f_{\theta}(I_n), Y_n), \quad (8)$$

где (I_n, Y_n) – пара обучающих данных, N – число обучающих примеров.

Для устойчивого обучения при дисбалансе классов используется комбинированная функция потерь, включающая взвешенную по классам бинарную кросс-энтропию $L_{BCE}(w_k)$ и Dice-слагаемое $L_{Dice}(w_k)$ [7]:

$$L = \lambda_{BCE} L_{BCE}(w_k) + \lambda_{Dice} L_{Dice}(w_k), \quad (9)$$

где λ_{BCE} и λ_{Dice} – коэффициенты, определяющие относительный вклад BCE- и Dice-слагаемых, а w_k – веса классов, компенсирующие дисбаланс по числу пикселей соответствующего класса утрат.

Оптимизация выполняется методом AdamW с косинусным расписанием скорости обучения. Для повышения обобщающей способности применяются пространственные и фотометрические аугментации и нормализация входных данных [8]. Пороги τ_k и параметры постобработки P_k определяются на подтвержденной части данных и далее фиксируются в протоколе обработки.

После получения итоговых бинарных пиксельных масок $Y_m(\cdot, \cdot, k)$ по классам утрат выполняется выделение связанных компонентов, каждый из которых интерпретируется как отдельный объект утраты:

$$O_{m,k} = \{O_{m,k,1}, \dots, O_{m,k,N_{m,k}}\}, \quad (10)$$

где $N_{m,k}$ – количество объектов класса k на изображении m .

Для каждого объекта вычисляется набор признаков, включающий геометрические характеристики (например, площадь, периметр, ограничивающий прямоугольник, центр масс) и характеристики формы (например, ориентация, удлиненность). Агрегированные показатели состояния изображения рассчитываются по маскам и множествам объектов. В качестве базовых показателей используются число объектов по каждому классу утрат и доля покрытия изображения утратами данного класса соответственно:

$$\rho_{m,k} = \frac{1}{HW} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W Y_m(i, j, k) * 100\%, \quad (12)$$

где $\rho_{m,k}$ – доля покрытия изображения утратами класса k , выраженная в процентах, HW – общее число пикселей изображения.

Полученные объектные признаки и агрегированные показатели формируют структурированное представление данных, пригодное для накопления по серии изображений и последующего анализа.

Экспериментальные результаты. Данная часть настоящей работы направлена на проверку работоспособности описанного в формализованном виде подхода по объектно-ориентированному представлению утрат и на получение количественных показателей на примере реального изображения фрески. В качестве исходных данных используется цифровое изображение фрески, которая размещена в Спасо-Преображенском Мирожском мужском монастыре (Российская Федерация, г. Псков), с выполненной многоклассовой разметкой утрат в соответствии с их классами, соответствующим перечисленным выше типам дефектов (трещины, пятна, лакуны) (рисунок 1). Выбор данного изображения обусловлен наличием большого числа разрозненных областей утрат, что позволяет оценить масштаб объектно-ориентированного набора данных, формируемого даже на уровне одного снимка.

Обработка выполняется в соответствии с описанной методологией: разметка преобразуется в бинарные маски по классам утрат, затем применяются фиксированные правила очистки масок и выделения отдельных областей утрат как связанных компонентов. Для каждого класса утрат подсчитывается число выделенных объектов и доля покрытия изображения, а также рассчитываются статистики площадей объектов, характеризующие распределение размеров утрат.

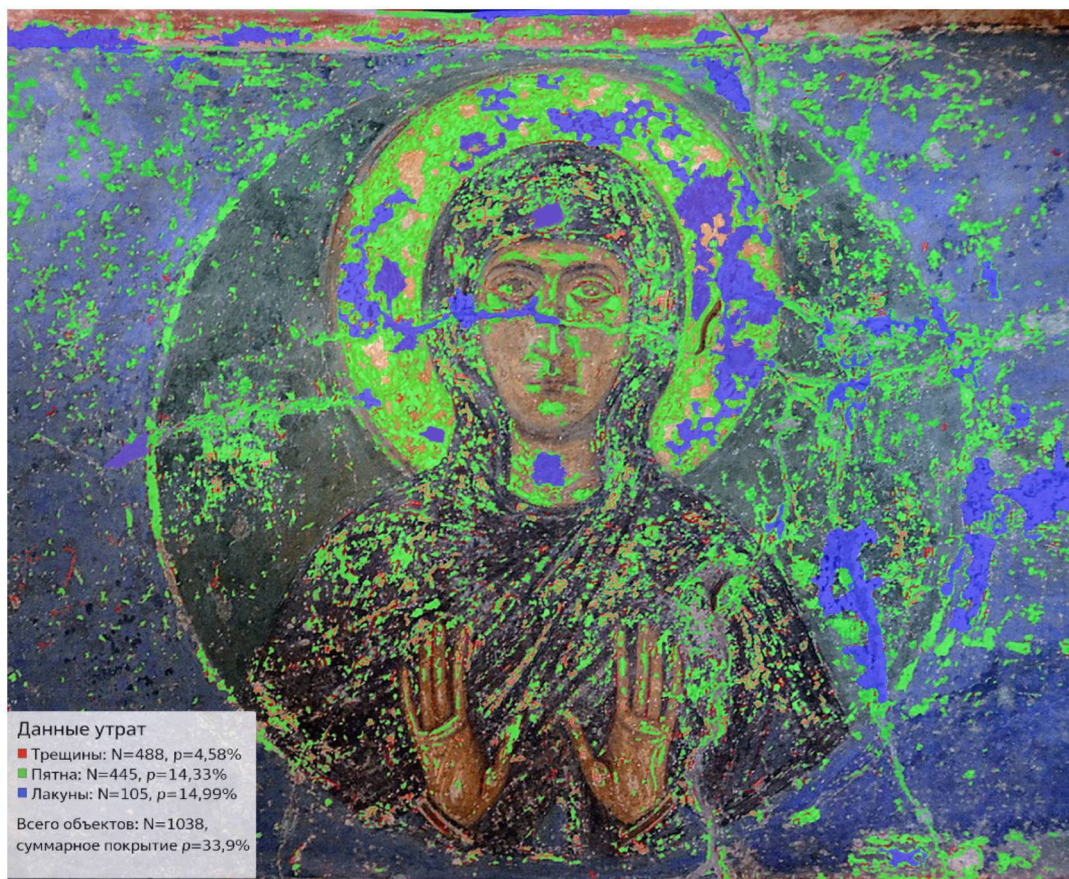


Рисунок 1. Многоклассовая разметка утрат на изображении фрески Спасо-Преображенского Мирожского мужского монастыря (Российская Федерация, г. Псков)

После дискретизации, постобработки и выделения связных компонентов рассчитаны значения показателей $N_{m,k}$ и $m_{k,k}$, а также статистики размеров объектов по каждому классу утрат (таблица 1).

Таблица 1. Количественные показатели утрат по классам на изображении фрески

Класс утрат	Число объектов N	Доля покрытия p, %	Медианная площадь, px^2	Средняя площадь, px^2	Максимальная площадь, px^2
Трещины	488	4,58	89	320,5	25836
Пятна	445	14,33	405	1101	60741
Лакуны	105	14,99	1036	4879,96	117717
Итого	1038	33,9	249	1116,3	117717

Для изображения размером 2048*1669 пикселей получены следующие значения: число объектов утрат составило $N = 488$ для трещин, $N = 445$ для пятен и $N = 105$ для лакун; суммарное число объектов утрат на изображении равно $N = 1038$. Доля покрытия изображения утратами составила 4,58% для трещин, 14,33% для пятен и 14,99% для лакун; суммарная доля покрытия равна 33,9%. Интенсивность объектно-ориентированного представления для данного изображения составляет около 304 объектов на 1 мегапиксель, что соответствует отношению $1038/3,42$ (площадь изображения в мегапикселях) ~ 304 объектов к площади изображения в мегапикселях. Также в таблице 1 приведены медианные, средние и максимальные площади объектов в пикселях (px^2) по каждому классу

утрат. Медианная площадь характеризует типичный размер объекта и устойчива к единичным крупным лакунам, средняя площадь отражает общий уровень размеров с учётом всех объектов, а максимальная площадь показывает наибольшую по площади область утраты данного класса на изображении.

Обсуждение результатов. Представление утрат как множества объектов переводит анализ изображений монументальной живописи из чисто пиксельного формата в формат структурированных данных: каждый объект становится отдельной записью с признаками, а изображение – источником агрегированных индексов состояния.

В рассмотренном примере одно изображение фрески даёт $N=1038$ объектов утрат при суммарной доле покрытия 33,9 % и интенсивности порядка 304 объектов на 1 мегапиксель, что уже на уровне одного снимка соответствует большому числу дискретных наблюдений и задаёт масштаб объектно-ориентированного набора данных.

Анализ показателей по классам утрат (табл. 1) демонстрирует различие их морфологии. Трещины представлены наибольшим числом объектов (488) при относительно низкой доле покрытия (4,58%) и малых площадях (медианная площадь составляет 89 пикселей), что соответствует множеству узких линейных дефектов. Пятна занимают промежуточное положение: число объектов сопоставимо с трещинами (445), доля покрытия выше (14,33%), а медианная площадь (405 пикселей) отражает более компактную, но плотную структуру. Лакуны характеризуются наименьшим числом объектов (105) при схожей доле покрытия (14,99%) с пятнами, но существенно более высокими значениями площадей (медианная – 1036 пикселей, максимальная – 117717 пикселей), что соответствует крупным областям утрат живописного слоя.

Таким образом, полученные характеристики отражают различие морфологии утрат: трещины представлены большим числом малых по площади объектов, тогда как лакуны формируют сравнительно небольшое число крупных областей.

Такое разбиение утрат по классам в сочетании с объектно-ориентированными показателями (число объектов, доля покрытия, распределение площадей) позволяет не только описывать текущее состояние фрагмента, но и формировать гипотезы о механизмах разрушения и приоритетах реставрационного вмешательства.

При масштабировании на серию изображений суммарное количество объектов быстро достигает десятков и сотен тысяч, что открывает возможность применения методов статистического анализа и интеллектуальной аналитики для сравнения памятников, мониторинга динамики разрушения и выявления зон повышенного риска [9, 10].

Для обеспечения воспроизводимости в исследовании используются фиксированные пороги бинаризации и единые правила постобработки, применяемые ко всем изображениям по одному протоколу. В представленной экспериментальной части расчёты выполнены по оверлею разметки. При расширении выборки те же показатели могут вычисляться по бинарным маскам, полученным непосредственно из предсказаний модели сегментации, что позволит оценить влияние качества сегментации на устойчивость объектно-ориентированных индексов состояния.

Заключение. Предложен подход по объектно-ориентированному представлению утрат монументальной живописи на основе многоканальной сегментации и детерминированной постобработки бинарных масок. Формализован переход от пиксельных карт утрат к множеству объектов утрат как связанных компонентов и к табличному набору данных, в котором каждому объекту соответствует отдельная запись с геометрическими и морфологическими признаками.

В экспериментальной части получены количественные показатели состояния реального изображения фрески, включая число объектов по классам утрат и доли покрытия, а также статистики распределения площадей объектов. Показано, что один снимок формирует свыше тысячи объектов утрат и тем самым задаёт масштаб наблюдений,

достаточный для накопления структурированных данных на серии изображений и последующего анализа в парадигме Big Data.

Перспективы дальнейших исследований связаны с распространением предложенного протокола обработки на серию изображений, формированием выборок из десятков и сотен тысяч объектов утрат и применением методов статистического анализа и машинного обучения для задач кластеризации, прогнозирования динамики разрушения и поддержки принятия решений при реставрации.

Отдельное направление составляет интеграция объектно-ориентированных показателей с вариационными моделями цифровой реставрации монументальной живописи и разработка комплексных индексов состояния, учитывающих как пространственное распределение утрат, так и их положение в структуре живописного слоя.

Список литературы

- [1] Liu, Y. The exploration of applying of spatial information technology in General Plan for regional cultural heritage conservation / Y. Liu, Y. Zhuang // 28th CIPA Symposium “Great Learning & Digital Emotion”: The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – Beijing: ICOMOS/ISPRS International Scientific Committee on Heritage Documentation, 2021. – Vol. XLVI-M-1-2021. – PP. 415–422. – DOI: 10.5194/isprs-archives-XLVI-M-1-2021-415-2021.
- [2] 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.
- [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. – PP. 536–550. – DOI: 10.1016/j.culher.2024.01.005.
- [4] 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>.
- [5] Yuan, W. Comparative Analysis of Color Space and Channel, Detector, and Descriptor for Feature-Based Image Registration / W. Yuan, S. R. P. Poosa, R. F. Dirks // Journal of Imaging. – 2024. – Vol. 10, No. 5. – Article 105. – PP. 1–25. – DOI: 10.3390/jimaging10050105.
- [6] Prathap, G. Deep Learning Approach for Building Detection in Satellite Multispectral Imagery / G. Prathap, I. Afanasyev // 2018 International Conference on Intelligent Systems (IS). – Funchal: IEEE, 2018. – PP. 461–465. – DOI: 10.1109/IS.2018.8710471.
- [7] 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. – PP. 1–53. – DOI: 10.1016/j.compmedimag.2021.102026.
- [8] Нарцев, Д. Ю. Сравнение модифицированных методов обучения Adam в задачах оценки параметров регрессионных моделей по изображению / Д. Ю. Нарцев, А. Н. Гнеушев // Информационные технологии. – 2021. – Т. 27, № 9. – С. 461–469. – DOI: 10.17587/it.27.461-469.
- [9] Sudre, C. H. Generalised Dice Overlap as a Deep Learning Loss Function for Highly Unbalanced Segmentations / C. H. Sudre, W. Li, T. Vercauteren et al. // Third International Workshop, DLMIA 2017, and 7th International Workshop, ML-CDS 2017, Held in Conjunction with MICCAI 2017: Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. – Québec: Springer, 2017. – PP. 240–248. – DOI: 10.1007/978-3-319-67558-9_28.
- [10] Zafeiropoulos, C. Evaluating the Usefulness of Unsupervised Monitoring in Cultural Heritage Monuments / C. Zafeiropoulos, I. N. Tzortzis, I. Rallis et al. // Novelty in Intelligent Digital Systems: Proceedings of the 1st International Conference (NIDS 2021). – Athens: IOS Press, 2021. – Vol. 338 Frontiers in Artificial Intelligence and Applications. – P. 137–146. – DOI: 10.3233/FAIA210086.

Авторский вклад

Хришкевич Георгий Андреевич – постановка задачи исследования, формирование концепции объектно-ориентированного представления утрат монументальной живописи в логике Big Data, подготовка и анализ исходных изображений и разметки, разработка методики обработки и количественной оценки утрат, проведение эксперимента, интерпретация результатов, подготовка текста статьи.

Пименов Виктор Игоревич – постановка задачи исследования, формирование научной концепции исследования, интерпретация результатов, редактирование статьи.

Андреев Дмитрий Анатольевич – постановка задачи исследования, методическое сопровождение исследования, экспертная оценка результатов, редактирование статьи.

**LOSSES OF MONUMENTAL PAINTING AS BIG DATA INDICATORS:
OBJECT-ORIENTED REPRESENTATION OF DEFECTS BASED ON
MULTICHANNEL SEGMENTATION**

G.A. Khrishkevich

*Assistant, Department of Information
and Communication Technologies,
Educational Department, Advanced
Engineering School of Hybrid
Technologies in the Machine Tool
Industry of the Union State, PskovSU*

V.I. Pimenov

*Head of the
Department of
Information
Technologies,
SPbSUITD, Doctor of
Technical Sciences,
Associate Professor*

D.A. Andreev

*Head of the Department of
Information and Communication
Technologies, Educational
Department, Advanced Engineering
School of Hybrid Technologies in
the Machine Tool Industry of the
Union State, PskovSU, PhD of
Technical Sciences*

Abstract. The paper considers losses in monumental painting (cracks, stains, lacunae) as a source of structured data within the Big Data paradigm. The key idea is the transition from pixel-wise annotation to an object-oriented dataset in which each defect is represented as a separate record with geometric and visual features. The implementation of the proposed approach is based on the formalization of multichannel defect segmentation followed by deterministic post-processing and extraction of connected components. Using the example of a real fresco image from the Transfiguration of the Saviour Mirozhsky Monastery in Russian Federation in Pskov, 1038 loss objects were obtained with a total coverage of 33.9%, which confirms the possibility of accumulating object-level condition indicators for subsequent analysis and monitoring.

Keywords: monumental painting, losses, Big Data, multichannel segmentation, connected components, object-oriented data, digital documentation, condition monitoring.