

Г.А. Хришкевич, Д.А. Андреев, Л.В. Мотайленко, Ю.В. Бруттан, О.Н. Тимофеева

МЕТОДИКА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ВОССТАНОВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СВЁРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Задача восстановления утраченных фрагментов монументальной живописи является актуальной в контексте сохранения объектов культурного наследия. Современные технологии искусственного интеллекта, включая свёрточные нейронные сети (СНС), значительно расширяют возможности реставрации, позволяя автоматизировать сложные процессы восстановления изображений. В частности восстановление утраченных элементов фресок требует точных инструментов анализа, которые могут предсказать недостающие фрагменты с минимальными ошибками, сохраняя художественный стиль оригинала. Целью данного исследования является разработка методики автоматизированного восстановления утраченных фрагментов изображений монументальной живописи с использованием СНС (на примере фресок). Обозначенная цель достигнута путём решения следующих задач: получение изображений фресок с использованием соответствующих методологических и технических средств, применение архитектуры U-Net для сегментации и реконструкции изображений, прогнозирование утраченных участков на основе анализа цветовых характеристик. Метод фотограмметрии и спроектированное приспособление, которые были использованы для осуществления многокадровой съёмки, обеспечили получение высококачественных исходных данных для последующей обработки. Адаптация архитектуры U-Net применительно к задаче сегментации изображений доказала свою эффективность при выделении ключевых структурных элементов фресок, что способствовало точной реконструкции утраченных областей. Для прогнозирования утраченных участков проводился анализ цветовых характеристик в системе HSL, что позволило СНС предсказывать недостающие цвета с высокой степенью точности. Краткие выводы исследования показывают, что предложенная методика позволяет восстановить как форму, так и цвет утраченных фрагментов фресок. Предложенную методику планируется использовать для реставрации произведений искусства других типов, что делает её перспективной для дальнейших исследований.

Изображение; свёрточная нейронная сеть; восстановление; фреска.

G.A. Khrishkevich, D.A. Andreev, L.V. Motaylenko, I.V. Bruttan, O.N. Timofeeva

THE TECHNIQUE OF AUTOMATED IMAGE RESTORATION USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

The task of restoring lost fragments of monumental painting is relevant in the context of preserving cultural heritage sites. Modern artificial intelligence technologies, including convolutional neural networks (CNN), significantly expand the possibilities of restoration, allowing for the automation of complex image restoration processes. In particular, the restoration of lost elements of frescoes requires precise analysis tools that can predict missing fragments with minimal errors, while preserving the artistic style of the original. The purpose of this study is to develop a technique of automated restoration of lost fragments of monumental painting images using CNN (using frescoes as an example). This goal was achieved by solving the following problems: obtaining fresco images using appropriate methodological and technical tools, applying the U-Net architecture for image segmentation and reconstruction, predicting lost areas based on color characteristic analysis. The photogrammetry method and the designed device, which were used to perform multi-angle shooting, provided high-quality source data for subsequent processing. Adaptation of the U-Net architecture to the image segmentation task has proven its effectiveness in identifying key structural elements of frescoes, which contributed to the accurate reconstruction of lost areas. To predict the lost areas, color characteristics were analyzed in the HSL system, which allowed the CNN to predict the missing colors with a high degree of accuracy. Brief conclusions of the study show that the proposed technique allows restoring both the shape and color of lost fragments of frescoes. The proposed technique is planned to be used for the restoration of other types of art works, which makes it promising for further research.

Image; convolutional neural network; restoration; fresco.

Введение. Изображения монументальной живописи, являясь важной частью культурного наследия, часто подвергаются разрушению и утрате отдельных фрагментов. Современные технологии предлагают новые подходы для решения задачи восстановления таких утраченных элементов.

Итак, объектом исследования в данной работе являются изображения монументальной живописи, а именно их утраченные фрагменты, которые подлежат восстановлению.

Одним из самых перспективных подходов для восстановления изображений является использование методов искусственного интеллекта, в частности СНС, которые способны эффективно анализировать сложные структуры изображений.

Таким образом, предметом исследования является процесс автоматизированного восстановления изображений монументальной живописи с использованием СНС и других современных методов машинного обучения.

Краткий анализ подходов к автоматизированному восстановлению изображений монументальной живописи. Существует множество различных типов нейронных сетей, которые используют для распознавания изображений, но СНС являются одной из наиболее эффективных архитектур, благодаря способности к автоматизированному извлечению признаков, локальной обработке изображений и масштабируемости, а также учёту двумерной топологии данных [1]. Архитектура СНС также обеспечивает устойчивость к различным искажениям, таким как масштаб, сдвиги и повороты, за счёт использования локальных рецепторных полей и иерархической организации обработки данных [2].

В настоящее время спектр практического использования нейронных сетей весьма широк. Например, в работах [3–5] рассматривается успешное применение нейронных сетей для задач классификации, распознавания лица, голоса, текста. Авторами в [6, 7] предложены методы использования нейронных сетей для распознавания рентгенограмм, причем в работах [8, 9] говорится об использовании архитектуры U-Net для сегментации медицинских изображений, что указывает на перспективность применения данной архитектуры для восстановления также высоко детализированных изображений монументальной живописи.

В работе [10] показана возможность применения нейронных сетей для анализа стиля произведений живописи, что подтверждает потенциал их практического использования в области изобразительного искусства. Наиболее близкая к теме настоящего исследования работа [11] описывает применение компьютерных графических приложений для реставрации русской иконы, однако для реставрации фресок использовалось специализированное программное средство, а не нейросеть. В то же время данные, полученные автором, говорят о возможности применения технологий нейросетей в реставрации, что в перспективе позволит говорить о выходе на концептуально новый уровень в вопросе восстановления утраченных фрагментов настенных изображений. Также заслуживает внимания работа [12], в которой описывается использование датасета изображений старинных керамических изделий. Работа велась при малой обучающей выборке, что демонстрирует потенциал методов глубокого обучения даже в условиях ограниченного объёма данных.

Таким образом, проведённый анализ позволяет сформулировать цель данного исследования как разработку методики автоматизированного восстановления утраченных фрагментов изображений монументальной живописи с использованием СНС (на примере фресок).

Общая постановка задачи исследования. Восстановление утраченных фрагментов изображений монументальной живописи требует использования методов, позволяющих предсказывать утраченные элементы с высокой степенью точности и сохранением художественного стиля.

Формально задача определяется следующим образом:

1) Входные данные:

- ♦ $I(i, j)$: изображение, где $I(i, j)$ – цвет пикселя в позиции (i, j) , представленный в системе HSL;
- ♦ $M(i, j)$: маска утраченных областей, где $M(i, j)=1$, если пиксель (i, j) принадлежит утраченной области, и $M(i, j)=0$, если пиксель не повреждён.

2) Целевые данные: восстановленное изображение $I'(i, j)$, где для всех (i, j) , таких что $M(i, j)=1$, выполняется $I'(i, j) \approx I(i, j)$ с допустимой ошибкой $D < 10\%$.

3) Цель задачи: минимизация функции потерь:

$$E = \frac{1}{|M|} \sum_{(i,j) \in M} |I'(i, j) - I(i, j)|, \quad (1)$$

где $|M|$ – количество пикселей в утраченной области;

$|I'(i, j) - I(i, j)|$ – евклидово расстояние в пространстве HSL, вычисляемое как:

$$|I'(i, j) - I(i, j)| = \sqrt{(H' - H)^2 + (S' - S)^2 + (L' - L)^2}, \quad (2)$$

где H', S', L' и H, S, L – компоненты восстановленного и исходного цветов соответственно.

Таким образом, разработка заявленной методики включает решение следующих задач: получение изображений фресок с использованием соответствующих методологических и технических средств; применение архитектуры U-Net для сегментации и реконструкции изображений; прогнозирование утраченных участков на основе анализа цветовых характеристик.

Описание методики автоматизированного восстановления изображений монументальной живописи. Процесс реставрации занимает продолжительный период времени, поскольку требуется не только расчистка осколков фресок, но и распознавание имеющихся на них изображений [13]. Использование нейросетевых технологий не заменит работу реставраторов, а лишь ускорит и упростит их труд.

Первым этапом в реализации указанной методики является получение изображений для последующего восстановления с использованием СНС. Поскольку в цели данного исследования говорится о восстановлении изображений разрушенных фресок, а не о выполнении полной реставрации, то в этом случае лучшим способом будет использование обычного фотографирования поверхности. В качестве наиболее подходящего варианта автоматизации данного процесса было решено обратиться к методу фотограмметрии [14].

С учётом содержания цели исследования из данного метода было решено использовать ряд процедур, таких как: захват изображений из разных точек обзора с полным покрытием опознаваемых объектов; ориентация и позиционирование изображений относительно друг друга; извлечение ключевых особенностей на каждом изображении.

Способ получения изображений, подразумевающий захват из разных точек хорошо подходит, т.к. для следующей работы СНС нужны сегментированные изображения, также таким образом можно увеличить качество изображений. Практика показывает, что один единственный снимок фрески размером 2 x 1 метр даже при использовании новейших камер не даёт такого качества, которое способна создать сегментированная съёмка. Также ориентация в пространстве и извлечение особенностей изображений подходят для точного получения цифровых снимков.

Следующим шагом этапа получения изображений является проектирование приспособления [15]. В условиях имеющейся экономии было принято решение использовать универсальные, стандартные материалы, предусматривающие возможность настройки и регуляции. В первую очередь, стенд с оборудованием представляет собой камеру, находящуюся над столом с разрушенной фреской. Камера передвигается над столом по секторам, делая одно изображение за сектор.

Положение камеры на любом этапе движения можно описать координатами (x_i, y_j) , где i и j – индексы текущего сектора по осям x и y соответственно. Шаг перемещения можно представить следующим образом: пусть размеры одного сектора по осям x и y составляют Δx и Δy соответственно. Тогда движение камеры осуществляется по следующей траектории:

$$\begin{aligned} x_i &= x_0 + i * \Delta x \\ y_j &= y_0 + j * \Delta y, \end{aligned} \quad (3)$$

где x_0 и y_0 – начальные координаты камеры.

Перемещение камеры по секторам происходит в две фазы:

1) сначала по оси x с шагом Δx , снимая каждый сектор в строке;

- 2) затем она смещается по оси y на шаг Δy , после чего процесс повторяется для следующей строки секторов.

$$\text{Траектория} = \sum_{j=0}^{N_y} \sum_{i=0}^{N_x} (x_i, y_j), \quad (4)$$

где N_x и N_y – количество секторов по осям x и y соответственно.

Ограничение конструкции представляет собой пределы перемещения камеры по размерам рамы $L_x \times L_y$:

$$\begin{aligned} 0 &\leq x_i \leq L_x \\ 0 &\leq y_j \leq L_y, \end{aligned} \quad (5)$$

где L_x и L_y – длина и ширина рамы соответственно.

Принцип перемещения похож на движение мостового крана: длинный мост с подвижной камерой и двумя рельсами, по которым перемещается аппарат. Конструкция в большей степени состоит из алюминиевых стержней или регулируемых подставок, чтобы можно было правильно выставить рабочую высоту съёмки. Площадь покрытия регулируется заменой направляющих для камеры и заменой стола для большого количества осколков. Прототип представлен на рис. 1.

Второй этап методики предполагает использование СНС с архитектурой U-Net для сегментации и реконструкции изображений. Применение данной архитектуры обусловлено тем обстоятельством, что на практике подобные СНС демонстрируют высокую эффективность в задачах распознавания и выделения ключевых элементов на изображениях [16].

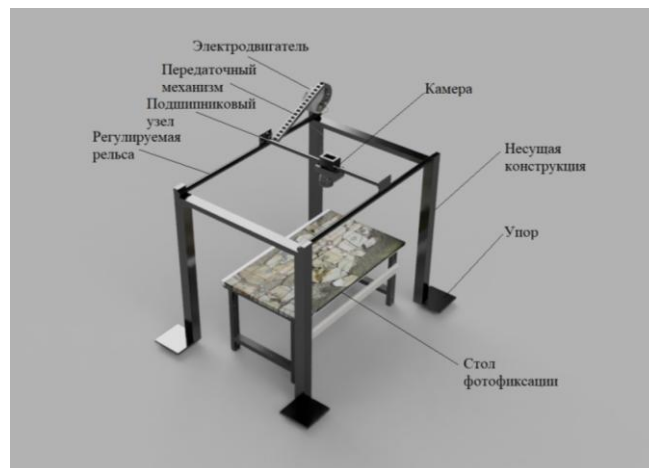


Рис. 1. Прототип приспособления для получения цифровых изображений фресок

Архитектура U-Net состоит из двух частей: контрактирующей (сжатие) и расширяющей (восстановление). В первой части используются свёртки и операции подвыборки для извлечения ключевых признаков изображений. В контексте данной модели были применены стандартные настройки U-Net для контрактирующей части, т.к. они уже зарекомендовали себя в качестве эффективного метода по анализу изображений, позволяющего сохранить важные признаки без необходимости дополнительной настройки.

Во второй части происходит восстановление разрешения изображений с помощью транспонированных свёрток, что позволяет восстанавливать утраченные участки с учётом текстурных и цветовых характеристик исходных изображений. Восстановление изображения в U-Net с использованием транспонированных свёрток представляется следующим образом:

$$O_{up}(i, j) = \sum_{m=0}^{k-1} \sum_{n=0}^{k-1} O(i-m, j-n) K_{mn}, \quad (6)$$

где $O_{up}(i, j)$ – результат восстановления изображения на позиции (i, j) ;

$O(i - m, j - n)$ – исходные данные изображения до свёртки;

K_{mn} – элемент фильтра на позиции (m, n) , который отвечает за выбор соответствующих значений при свёртке.

На этом этапе U-Net используется для точного выделения ключевых элементов и границ фресок, что создаёт основу для дальнейшей реконструкции повреждённых участков.

С целью оптимизации работы сети применяется алгоритм градиентного спуска [17], который минимизирует функцию потерь:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{r,s} (p_{rs} - q_{rs})^2, \quad (7)$$

где $E(w)$ – функция потерь, которая минимизируется для улучшения работы сети;

w – веса СНС, настраиваемые при обучении;

p_{rs} – предсказанное значение СНС на выходе для объекта r и класса s ;

q_{rs} – ожидаемое (целевое) значение для объекта r и класса s .

Далее необходимо произвести обновление весов, что позволяет определить силу связи между нейронами. Они играют ключевую роль в процессе обучения модели, т.к. управляют тем, как входные данные преобразуются в выходные. В ходе обучения сети веса корректируются для минимизации разницы между предсказанным и ожидаемым значениями. Цель этих корректировок – сделать сеть более точной в своих прогнозах. Веса обновляются на каждом этапе обучения с использованием оптимизационных алгоритмов, таких как градиентный спуск. Для обновления весов используется правило:

$$w^{(t+1)} = w^{(t)} - \eta \frac{\delta E}{\delta w}, \quad (8)$$

где $w^{(t)}$ – значение весов на шаге t ;

$w^{(t+1)}$ – обновлённые значения весов на шаге $t + 1$;

η – скорость обучения;

$\frac{\delta E}{\delta w}$ – градиент функции потерь по отношению к весам, показывающий направление, в котором нужно изменить веса для минимизации ошибки.

Математически работу свёрточного слоя можно описать как свёртку фильтра K с входным изображением I :

$$O_{i,j} = \sum_{m=0}^{k-1} \sum_{n=0}^{k-1} I_{i+m,j+n} K_{mn}, \quad (9)$$

где $O_{i,j}$ – выход свёрточного слоя в позиции (i, j) ;

$I_{i+m,j+n}$ – значение интенсивности (яркости) пикселя в позиции $(i+m, j+n)$ на входном изображении, где m и n являются смещениями по горизонтали и вертикали относительно центральной точки позиции (i, j) на выходе свёрточного слоя.

K_{mn} – элемент фильтра на позиции (m, n) , который отвечает за выбор соответствующих значений при свёртке.

После применения свёртки используется функция активации *ReLU* (Rectified Linear Unit). Данная функция применяется на каждом слое для того, чтобы ввести нелинейность в модель. Это важно, т.к. без нелинейности СНС свелась бы к обычной линейной модели, не способной обучаться сложным зависимостям:

$$f(x) = \max(0, x). \quad (10)$$

Это позволяет модели быстрее сходиться при обучении и улучшает её способность к обобщению.

Таким образом, рассмотрев возможность внедрения установки для автоматизированного получения изображений фресок и определив возможность обучения СНС, можно перейти к её построению, что послужит основой для реализации третьего этапа методики.

В связи с техническими ограничениями и спецификой составления методики было принято решение создать базовую СНС лишь для демонстрации функционала данной технологии.

В качестве тестового решения была спроектирована СНС в среде Google Colab, для проверки её обучаемости на протяжении 300 эпох, что было выбрано в качестве оптимального значения для начального тестирования. Данный выбор основан на том, что при большем количестве эпох процесс обучения мог бы привести к переобучению, а меньшее количество не дало бы возможности достичь достаточного уровня сходимости модели для получения корректных данных об ошибках.

В результате проведённых экспериментов были получены данные об ошибках, которые использовались для дальнейшей классификации информации. На рис. 2 представлена структура СНС, включающая полносвязный и свёрточный слои архитектуры, что позволяет эффективно обучать сеть для восстановления изображений фресок. Эти слои способствуют глубинной обработке изображений, что улучшает способность модели к восстановлению утраченных фрагментов.

```
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Dense(128, input_shape=(9,), activation='tanh'),
    tf.keras.layers.Dense(128, input_shape=(128,), activation='relu'),
    tf.keras.layers.Dense(1)
])

opt = tf.keras.optimizers.Adam()
model.compile(optimizer=opt, loss='mse')
r = model.fit(X_train, y_train, epochs=300)
model.evaluate(X_test, y_test, verbose=2)
```

```
Epoch 1/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 558.0015
Epoch 2/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 505.5035
Epoch 3/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 450.1016
Epoch 4/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 382.1041
Epoch 5/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 297.4134
Epoch 6/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 203.6768
Epoch 7/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 119.3603

Epoch 297/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 4.6717
Epoch 298/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 4.6435
Epoch 299/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 4.7865
Epoch 300/300
8/8 [=====] - 0s 2ms/step - loss: 5.2216
4/4 - 0s - loss: 6.2365 - 196ms/epoch - 49ms/step
6.236506938934326
```

Рис. 2. Структура построенной СНС

Обратимся к анализу графика изменения функции потерь в процессе обучения СНС (рис. 3). По горизонтальной оси отложено количество эпох обучения, в интервале от 0 до 300, с шагом в одну эпоху. Ось по вертикали отображает значения функции потерь, которые постепенно снижаются от 558 до 5 (рис. 2). Таким образом, по мере увеличения количества эпох потери закономерно уменьшаются, что демонстрирует стабильную работу алгоритма оптимизации. В конце обучения среднеквадратичное отклонение составляет порядка 6,2 (рис. 2), что свидетельствует о хорошем уровне точности модели при восстановлении изображений [18]. Этот результат указывает на то, что сеть успешно обучена на задаче реконструкции утраченных фрагментов, и минимизирована ошибка между реальными и предсказанными данными.

Целью этой СНС является прогнозирование цвета на полученных фотографиях. Имея разрушенные фрески, можно дотраивать изображения не только применяя моделирование, но и воспользоваться прогнозированием цветовой гаммы. Предлагается зашифровать цвет в системе кодирования HSL [19] и спрогнозировать, какими должны быть разрушенные части фресок. Существуют примеры использования RGB кодировки при похожей задаче [20], но в данном случае было принято решение использовать HSL, т.к. этот формат точнее передаст насыщенность и яркость, что в свою очередь важно при работе с монументальной живописью.

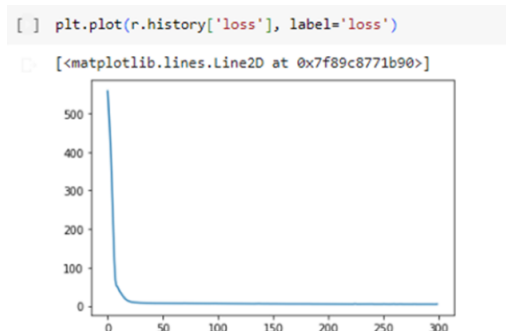


Рис. 3. График изменения функции потерь

На рис. 4 показана способность СНС прогнозировать цвет, зашифрованный с помощью формата HSL. На оси X представлены точки, выбранные случайным образом на фотографии фрески, по оси Y отложен цветовой диапазон, зашифрованный в формате HSL. Зелёным цветом обозначены оригинальные значения HSL для исходных фрагментов изображения, а красным цветом — предсказанные СНС значения (NEW_HSL).

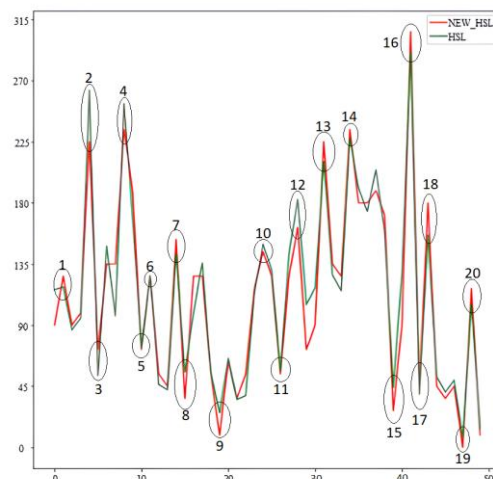


Рис. 4. Гистограмма цветового диапазона HSL

В табл. 1 приведены значения оригинальных и предсказанных данных по 20 наиболее ярко выраженным точкам на гистограмме цветового диапазона HSL (рис. 4). Эти значения позволяют оценить точность прогнозов по ключевым участкам, в которых расхождения с исходными цветами могут оказывать наиболее заметное влияние. В целях оценки точности прогнозов была рассчитана степень расхождения значений:

$$D_{middle} = \frac{\sum_{a=1}^{20} \left(\frac{HSL_a - NEW_HSL_a}{HSL_a} \right)}{20} * 100\%, \quad (11)$$

где D_{middle} – средняя величина степени расхождения значений в выбранных точках;

HSL_a и NEW_HSL_a – оригинальное и предсказанное значения цветового диапазона HSL в конкретной точке соответственно.

Рассчитанное значение D_{middle} составило порядка 8,5%, что является хорошим результатом, учитывая сложность задачи и начальный этап тестирования сети. Такой уровень D_{middle} демонстрирует, что разработанная СНС может достигать достаточно высокого уровня точности в прогнозировании цветовых характеристик, что особенно важно для задач реставрации фресок, где требуется соблюдение оригинальной цветовой гаммы.

Таблица 1

Значения и степень расхождения точек в цветовом диапазоне HSL

	HSL	NEW_HSL	D, %
1	120	128	-6,7
2	266	225	15,4
3	54	74	-37,0
4	252	237	6,0
5	76	74	2,6
6	128	128	0,0
7	144	155	-7,6
8	57	38	33,3
9	27	10	63,0
10	151	145	4,0
11	68	66	2,9
12	182	164	9,9
13	214	225	-5,1
14	228	234	-2,6
15	45	30	33,3
16	295	310	-5,1
17	41	41	0,0
18	158	180	-13,9
19	10	1	90,0
20	105	118	-12,4

Таким образом, тестируемая СНС способна к обучению, что говорит о её потенциальном использовании. В рамках данной статьи основной акцент был сделан на разработке методики и проведении экспериментов, демонстрирующих возможность обучения СНС для восстановления изображений монументальной живописи (на примере фресок).

Заключение. В результате проведённого исследования была разработана методика автоматизированного восстановления утраченных фрагментов изображений монументальной живописи с использованием СНС (на примере фресок), которая включает три укрупнённых этапа.

Первый этап заключается в получении изображений фресок с использованием метода фотограмметрии и спроектированного приспособления. Этот подход позволяет достичь высокой точности при съёмке изображений с различных точек обзора. Многокурсовая съёмка и ориентация изображений в пространстве обеспечивают непрерывность визуальных данных, что позволяет получить высококачественные исходные данные для последующей обработки.

На втором этапе была применена архитектура U-Net для задачи сегментации изображений фресок. Адаптация данной архитектуры включала настройку транспонированных свёрток для решения специфических задач восстановления фресок, что позволило достичь высокой точности при распознавании границ изображений.

Третьим этапом стало создание и тестирование СНС, предназначенной для прогнозирования утраченных участков фресок с помощью HSL-кодировки. СНС обучалась на протяжении 300 эпох, при этом по мере роста шагов обучения значения функции потерь существенно снижались. Средняя величина степени расхождения оригинальных и предсказанных значений в выбранных точках цветового диапазона HSL составила 8,5%. Данная количественная оценка подтверждает высокую точность разработанной СНС в задаче восстановления цветовой гаммы фресок.

Ключевыми факторами, определяющими научную новизну представленной работы, являются:

1. Комплексность подхода. Разработана методика, объединяющая фотограмметрию и СНС, что позволяет повысить точность процесса реставрации фресок. В целях автоматизации данного процесса создано аппаратное решение для получения изображений с высокой степенью детализации, что повышает качество данных для обучения нейронной сети.

2. Адаптация архитектуры U-Net. Проведена настройка архитектуры U-Net на задачи реставрации фресок, что ранее не применялось для подобных объектов монументальной живописи. Для восстановления утраченных фрагментов фресок применены транспонированные свёртки с сохранением текстурных и цветовых характеристик.

3. Использование HSL-кодировки. Осуществлено прогнозирование цветовой гаммы в системе HSL для более точной реконструкции, что является инновационным решением по сравнению с использованием стандартной RGB-кодировки. Выбранная модель кодировки позволяет более точно передать насыщенность и яркость, что является критически важным для задач реставрации фресок.

Таким образом, предложенная методика обладает высоким потенциалом для практического применения в реставрации фресок. В дальнейшем планируется улучшать качество восстанавливаемых изображений путём обучения СНС на большем количестве эпох и применения более сложных алгоритмов предобработки данных, а также адаптировать СНС для специфических задач восстановления других видов изображений монументальной живописи.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Сикорский О.С. Обзор свёрточных нейронных сетей для задачи классификации изображений // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. – 2017. – № 20. – С. 37-42.
2. Sulavko A.E., Lozhnikov P.S., Choban A.G., Stadnikov D.G., Nigrey A.A., Inivatov D.P. Evaluation of EEG identification potential using statistical approach and convolutional neural networks // Information and Control Systems. – 2020. – No. 6 (109). – P. 37-49.
3. Маркин Е.И., Зупарова В.В., Мартышкин А.И. Исследование возможности применения нейронных сетей для восстановления изображения лица в системах распознавания // Тр. ИСП РАН. – 2022. – Т. 34. – Вып. 6. – С. 117-126.
4. Vishniakou U.A., Shaya B.H. Voice Detection Using Convolutional Neural Network // Доклады БГУИР. – 2023. – Т. 21, № 2. – С. 114-120.
5. Гусейнов С.Б., Менгель В.В., Орозкожоев Д.С. Использование интеллектуальных систем при распознавании текста на изображении // Известия Кыргызского государственного технического университета им. И. Раззакова. – 2022. – № 1 (61). – С. 46-52.
6. Борисов А.А., Васильев Ю.А., Владимирский А.В., Омелянская О.В., Семенов С.С., Арзамасов К.М. Использование нейронных сетей для поиска нарушений укладки пациента на рентгенограммах органов грудной клетки // Программные системы: теория и приложения. – 2023. – Т. 14, № 3 (58). – С. 95-113.
7. Акутин А.С., Горякин М.В., Зубавленко Р.А., Печенкин В.В., Солопкин Д.А. Использование искусственных нейронных сетей для выполнения сегментации рентгенограмм тазобедренного сустава при лечении остеоартрита // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2024. – Т. 12, № 1 (44). – URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1486> (дата обращения: 12.09.2024).
8. Дорошкин Н.В., Образцов В.А. Распознавание образов на медицинских изображениях с помощью нейронной сети // Вопросы устойчивого развития общества. – 2022. – № 4. – С. 941-948.
9. Kakumani A.K., Sree L.P. BRB U-Net: Bottleneck Residual Blocks in U-Net for Light-Weight Semantic Segmentation // International Journal of Computer Applications. – 2022. – Vol. 184, No. 33. – P. 63-67.

10. Ковалев В.Ю., Шишкин А.Г. Распознавание стиля произведений живописи по их изображениям с помощью глубоких нейронных сетей // Информатика и системы управления. – 2020. – № 3 (65). – С. 74-86.
11. Филина О.С. Возможности применения компьютерных графических приложений в реставрации и реконструкции русской иконы // Инновационный дискурс развития современной науки: Сб. статей V Международной научно-практической конференции. – Петрозаводск, 2021. – С. 166-175.
12. Рассолова В.М., Позднякова Е.Д., Лоторева В.В. Исследование эффективности архитектур сверточных нейронных сетей в решении задачи классификации при малой обучающей выборке // Auditorium. – 2023. – № 2 (38). – С. 73-81.
13. Бурый В.П., Борисова Н.Л. Работы по реставрации фрагментов древнерусских стенописей в МГХПА им. С.Г. Строганова. Декоративное искусство и предметно-пространственная среда. Вестник РГХПУ им. С.Г. Строганова. – 2019. – № 3-1. – С. 21-36.
14. 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. – М., 2017. – С. 118.
15. Хришкевич Г.А. Информационные процессы восстановления изображений монументальной живописи // Молодёжь-науке: Матер. молодежных научно-практических конференций Псковского государственного университета по итогам научно-исследовательской работы в 2021/2022 учебном году. – Псков, 2022. – Т. II. – С. 134-137.
16. Hao X., Yin L., Li X. et al. A Multi-Objective Semantic Segmentation Algorithm Based on Improved U-Net Networks // Remote Sensing. – 2023. – 15 (7), 1838.
17. Li M., Liu X., Zhang A. et al. Testing of the stochastic parallel gradient descent algorithm to the alignment of a two-mirror telescope // Journal of Optical Technology. – 2020. – 87 (5). – P. 276-283
18. Mallaev A.R., Juraev F.D., Ochilov M.A. Improvement of control models of closed systems using neural networks // Innovatsion texnologiyalar. – 2023. – No. 3. – P. 17-26.
19. Проскуряков Н.Е., Яковлев Б.С., Архангельская Н.Н. Определение параметров, влияющих на время расчета среднего цвета изображения // Проблемы машиноведения: Материалы III Международной научно-технической конференции. – Омск, 2019. – Ч. II. – С. 342-350.
20. Зоткина А.А., Холкина В.М. Распознавание изображений с помощью сверточных нейронных сетей // Современные информационные технологии. – 2023. – № 38 (38). – С. 60-63.

REFERENCES

1. Sikorskiy O.S. Obzor svertochnykh neyronnykh setey dlya zadachi klassifikatsii izobrazheniy [Review of convolutional neural networks for image classification], *Novye informatsionnye tekhnologii v avtomatizirovannykh sistemakh* [New information technologies in automated systems], 2017, No. 20, pp. 37-42.
2. Sulavko A.E., Lozhnikov P.S., Choban A.G., Stadnikov D.G., Nigrey A.A., Inivatov D.P. Evaluation of EEG identification potential using statistical approach and convolutional neural networks, *Information and Control Systems*, 2020, No. 6 (109), pp. 37-49.
3. Markin E.I., Zuparova V.V., Martyshkin A.I. Issledovanie vozmozhnosti primeneniya neyronnykh setey dlya vosstanovleniya izobrazheniya litsa v sistemakh raspoznavaniya [Study of the possibility of using neural networks for facial image restoration in recognition systems], *Tr. ISP RAN* [Proceedings of ISP RAS], 2022, Vol. 34, Issue 6, pp. 117-126.
4. Vishniakou U.A., Shaya B.H. Voice Detection Using Convolutional Neural Network, *Doklady BGUIR* [Reports of BSUIR], 2023, Vol. 21, No. 2, pp. 114-120.
5. Guseynov S.B., Mengel' V.V., Orozkozhoev D.S. Ispol'zovanie intellektual'nykh sistem pri raspoznavanii teksta na izobrazhenii [Using intelligent systems in recognizing text in an image], *Izvestiya Kyrgyzskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta im. I. Razzakova* [Bulletin of the Kyrgyz State Technical University named after I. Razzakov], 2022, No. 1 (61), pp. 46-52.
6. Borisov A.A., Vasil'ev Yu.A., Vladimirovskiy A.V., Omelyanskaya O.V., Semenov S.S., Arzamasov K.M. Ispol'zovanie neyronnykh setey dlya poiska narusheniy ukladki patsienta na rentgenogrammmakh organov grudnoy kletki [Using neural networks to search for patient positioning disorders on chest X-rays], *Programmnye sistemy: teoriya i prilozheniya* [Software systems: theory and applications], 2023, Vol. 14, No. 3 (58), pp. 95-113.
7. Akutin A.S., Goryakin M.V., Zubavlenko R.A., Pechenkin V.V., Solopekin D.A. Ispol'zovanie iskusstvennykh neyronnykh setey dlya vypolneniya segmentatsii rentgenogramm tazobedrennogo sustava pri lechenii osteoartrita [Using artificial neural networks to perform segmentation of hip joint radiographs in the treatment of osteoarthritis], *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii* [Modeling, optimization and information technology], 2024, Vol. 12, No. 1 (44). Available at: <https://moitvivi.ru/journal/pdf?id=1486> (accessed 12 September 2024).

8. Doroshkin N.V., Obratsov V.A. Raspoznavanie obrazov na meditsinskikh izobrazheniyakh s pomoshch'yu neyronnoy seti [Pattern recognition in medical images using a neural network], *Voprosy ustoychivogo razvitiya obshchestva* [Issues of sustainable development of society], 2022, No. 4, pp. 941-948.
9. Kakumani A.K., Sree L.P. BRB U-Net: Bottleneck Residual Blocks in U-Net for Light-Weight Semantic Segmentation, *International Journal of Computer Applications*, 2022, Vol. 184, No. 33, pp. 63-67.
10. Kovalev V.Yu., Shishkin A.G. Raspoznavanie stilya proizvedeniy zhivopisi po ikh izobrazheniyam s pomoshch'yu glubokikh neyronnykh setey [Recognition of the style of works of art from their images using deep neural networks], *Informatika i sistemy upravleniya* [Computer Science and Control Systems], 2020, No. 3 (65), pp. 74-86.
11. Filina O.S. Vozможности primeneniya komp'yuternykh graficheskikh prilozheniy v restavratsii i rekonstruktsii russkoy ikony [Possibilities of using computer graphics applications in the restoration and reconstruction of Russian icons], *Innovatsionnyy diskurs razvitiya sovremennoy nauki: Sb. statey V Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Innovative discourse on the development of modern science: Collection of articles from the V International Scientific and Practical Conference]. Petrozavodsk, 2021, pp. 166-175.
12. Rassolova V.M., Pozdnyakova E.D., Lotoreva V.V. Issledovanie effektivnosti arkhitektury svertochnykh neyronnykh setey v reshenii zadachi klassifikatsii pri maloy obuchayushchey vyborke [Study of the efficiency of convolutional neural network architectures in solving the classification problem with a small training sample], *Auditorium*, 2023, No. 2 (38), pp. 73-81.
13. Buryy V.P., Borisova N.L. Raboty po restavratsii fragmentov drevnerusskikh stenopisey v MGKhPA im. S.G. Stroganova. Dekorativnoe iskusstvo i predmetno-prostranstvennaya sreda [Works on the restoration of fragments of ancient Russian murals at the Stroganov Moscow State Academy of Art and Industry. Decorative art and subject-spatial environment], *Vestnik RGKhPU im. S.G. Stroganova* [Bulletin of the Stroganov Russian State University of Art and Industry], 2019, No. 3-1, pp. 21-36.
14. Ivanov P.V., Tarasov A.V. Fotogrammetriya – novaya zhizn' staroy tekhnologii (printsipy i prilozhenie dlya poiskov MPI) [Photogrammetry - a new life for an old technology (principles and application for mineral exploration)], *Nauchno-metodicheskie osnovy prognoza, poiskov i otsenki mestorozhdeniy blagorodnykh, tsvetnykh metallov i almazov: Sbornik tezisev dokladov VII nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Scientific and methodological foundations for forecasting, prospecting and evaluating deposits of precious, non-ferrous metals and diamonds: Collection of abstracts of reports of the VII scientific and practical conference]. Moscow, 2017, pp. 118.
15. Khrishkevich G.A. Informatsionnye protsessy vosstanovleniya izobrazheniy monumental'noy zhivopisi [Information processes for restoring images of monumental painting], *Molodezh'-nauke: Mater. molodezhnykh nauchno-prakticheskikh konferentsiy Pskovskogo gosudarstvennogo universiteta po itogam nauchno-issledovatel'skoy raboty v 2021/2022 uchebnom godu* [Youth for Science: Proceedings of youth scientific and practical conferences of Pskov State University based on the results of research work in the 2021/2022 academic year]. Pskov, 2022, Vol. I, pp. 134-137.
16. Hao X., Yin L., Li X. et al. A Multi-Objective Semantic Segmentation Algorithm Based on Improved U-Net Networks, *Remote Sensing*, 2023, 15 (7), 1838.
17. Li M., Liu X., Zhang A. et al. Testing of the stochastic parallel gradient descent algorithm to the alignment of a two-mirror telescope, *Journal of Optical Technology*, 2020, 87 (5), pp. 276-283.
18. Mallaev A.R., Juraev F.D., Ochilov M.A. Improvement of control models of closed systems using neural networks, *Innovatsion texnologiyalar*, 2023, No. 3, pp. 17-26.
19. Proskuryakov N.E., Yakovlev B.S., Arkhangel'skaya N.N. Opredelenie parametrov, vliyayushchikh na vremya rascheta srednego tsveta izobrazheniya [Determination of parameters affecting the time of calculating the average color of an image], *Problemy mashinovedeniya: Materialy III Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii* [Problems of Mechanical Engineering: Proceedings of the III International Scientific and Technical Conference]. Omsk, 2019, Part II, pp. 342-350.
20. Zotkina A.A., Kholkina V.M. Raspoznavanie izobrazheniy s pomoshch'yu svertochnykh neyronnykh setey [Image recognition using convolutional neural networks], *Sovremennye informatsionnye tekhnologii* [Modern information technologies], 2023, No. 38 (38), pp. 60-63.

Хришкевич Георгий Андреевич – Псковский государственный университет; e-mail: georggalileo21@mail.ru; г. Псков, Россия; тел.: 89212153944; Отделение информационно-коммуникационных технологий, образовательный департамент, Передовая инженерная школа гибридных технологий в станкостроении Союзного государства; инженер-исследователь; ассистент; аспирант.

Андреев Дмитрий Анатольевич – e-mail: d.andreev@pskgu.ru; Отделение информационно-коммуникационных технологий, образовательный департамент, Передовая инженерная школа гибридных технологий в станкостроении Союзного государства; к.т.н.; доцент.

Мотайленко Лилия Владимировна – e-mail: l.motailenko@pskgu.ru; Отделение информационно-коммуникационных технологий, образовательный департамент, Передовая инженерная школа гибридных технологий в станкостроении Союзного государства; к.т.н.; доцент.

Бруттан Юлия Викторовна – e-mail: bruttan@pskgu.ru; Отделение информационно-коммуникационных технологий, образовательный департамент, Передовая инженерная школа гибридных технологий в станкостроении Союзного государства; к.т.н.; доцент.

Тимофеева Ольга Николаевна – e-mail: on.timofeeva@pskgu.ru; Отделение информационно-коммуникационных технологий, образовательный департамент, Передовая инженерная школа гибридных технологий в станкостроении Союзного государства; старший преподаватель.

Khrishkevich Georgy Andreevich – Pskov State University; e-mail: georggalileo21@mail.ru; Pskov, Russia; phone: +79212153944; Department of information and communication technologies, educational department, Advanced engineering school of hybrid technologies in the machine tool industry of the Union state; research engineer; assistant; postgraduate student.

Andreev Dmitry Anatolyevich – e-mail: d.andreev@pskgu.ru; Department of information and communication technologies, educational department, Advanced engineering school of hybrid technologies in the machine tool industry of the Union state; cand. of eng. sc.; associate professor.

Motaylenko Lilia Vladimirovna – e-mail: l.motailenko@pskgu.ru; Department of information and communication technologies, educational department, Advanced engineering school of hybrid technologies in the machine tool industry of the Union state; cand. of eng. sc.; associate professor.

Bruttan Iuliia Victorovna – e-mail: bruttan@pskgu.ru; Department of information and communication technologies, educational department, Advanced engineering school of hybrid technologies in the machine tool industry of the Union state; cand. of eng. sc.; associate professor.

Timofeeva Olga Nikolaevna – e-mail: on.timofeeva@pskgu.ru; Department of information and communication technologies, educational department, Advanced engineering school of hybrid technologies in the machine tool industry of the Union state; senior lecturer.

УДК 621.396.677

DOI 10.18522/2311-3103-2024-6-76-85

К.М. Занин

АЛГОРИТМ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ПРОФИЛИРОВАННОГО РЕФЛЕКТОРА ЗЕРКАЛЬНОЙ АНТЕННЫ В ЗАДАЧАХ ЭЛЕКТРОДИНАМИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

При построении комплексов спутниковой связи, размещаемых на борту спутников-ретрансляторов, требуется обеспечение заданного ее качества в пределах установленной зоны обслуживания на поверхности Земли. Рабочая область в таких задачах может иметь сложную форму границы. Для покрытия заданной территории применяют бортовые антенные системы (АС), которые реализуют контурную диаграмму направленности (ДН), так как качество связи напрямую связано с параметрами главного лепестка ДН. Формируемая ДН должна учитывать данный фактор, и, как следствие, главный ее лепесток должен быть максимально приближен по форме к контуру границы обслуживаемой территории. Одним из возможных вариантов построения АС с контурной ДН является использование зеркальной антенны (ЗА) с одиночным облучателем и рефлектором с профилированной поверхностью, закон профилирования которой определяется формой границы обслуживаемой территории. Необходимость моделирования и анализа ожидаемых параметров ДН таких антенн требует представления профилированного рефлектора в виде объемной модели, которая используется в качестве исходных данных для пакетов электродинамического моделирования. Построение объемной модели заключается в представлении результатов решения уравнения, описывающего форму рефлектора, в поверхность без разрывов, на которой могут быть заданы граничные условия в используемых программных пакетах. Проведенный анализ информации, доступной из открытых источников, показал, что в литературе недостаточно подробно рассмотрены вопросы синтеза объемных фигур с учетом особенностей проектирования ЗА. Целью работы являлось построение объемной модели профилированного рефлектора в задачах электродинамического моделирования с учетом особенностей построения ЗА. Для достижения поставленной цели решена задача разработки соответствующего алгоритма. В ходе проведенных исследований разработан алгоритм представления профилированного реф-