

## ДИНАМИЧЕСКОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ ХРОМАТОФОРА В КОЖЕ КАРАКАТИЦЫ

Е. Ю. Жуковский<sup>1), 2)</sup>, Feng Xuqing<sup>2)</sup>, Xitong Liang<sup>2)</sup>, А. М. Недзьведь<sup>1), 3)</sup>

<sup>1)</sup> Белорусский государственный университет,  
Минск, Беларусь, [zhukveu@gmail.com](mailto:zhukveu@gmail.com)

<sup>2)</sup> Пекинский университет,  
Пекин, Китай, [xitong.liang@pku.edu.cn](mailto:xitong.liang@pku.edu.cn)

<sup>3)</sup> Объединённый институт проблем информатики НАН Беларуси,  
Минск, Беларусь, [Nedzveda@tut.by](mailto:Nedzveda@tut.by)

Разработана методика контроля изменения хроматофора на коже кальмара. Данная задача осложняется динамическими характером пятен, неравномерным освещением и фоном, поэтому в основе сегментации лежат алгоритмы цветового деления и снижения размерности анализируемого пространства. Базовый алгоритм включает нормализацию данных, преобразование цветового пространства и реконструкцию изображения с использованием первой главной компоненты, связанной с жёлтым цветом. Предложенная методика демонстрирует устойчивость к изменениям освещения и позволяет обнаруживать динамические структуры хроматофоров.

**Ключевые слова:** анализ цвета; сегментация изображений; хроматофор; мимикрия.

## DYNAMIC CHROMATOPHORE DETECTION IN CUTTLEFISH SKIN

Е. Zhukovsky<sup>a), b)</sup>, Feng Xuqing<sup>b)</sup>, Xitong Liang<sup>b)</sup>, A. Nedzved<sup>a), c)</sup>

<sup>a)</sup> Belarusian State University,  
Minsk, Belarus, [zhukveu@gmail.com](mailto:zhukveu@gmail.com)

<sup>b)</sup> Peking University,  
Beijing, China, [xitong.liang@pku.edu.cn](mailto:xitong.liang@pku.edu.cn)

<sup>c)</sup> The United Institute of Informatics Problems,  
Minsk, Belarus, [Nedzveda@tut.by](mailto:Nedzveda@tut.by)

A method for monitoring changes in squid skin chromatophores has been developed. This task is complicated by the dynamic nature of the spots, uneven illumination, and background, so the segmentation is based on color division and dimensionality reduction algorithms for the analyzed space. The basic algorithm includes data normalization, color space transformation, and image reconstruction using the first principal component associated with yellow. The proposed method demonstrates resistance to illumination changes and allows for detection of dynamic chromatophore structures.

**Keywords:** color analysis; image segmentation; chromatophore; mimicry.

## 1. Введение

Способность головоногих моллюсков, в частности каракатиц, к мгновенному и пространственно точному изменению окраски кожи представляет собой один из наиболее сложных примеров направленной визуальной динамики в животном мире. Эта функция, лежащая на пересечении нейробиологии, поведенческой экологии и биомеханики, обеспечивается высокоорганизованной системой пигментных клеток — хроматофоров, каждая из которых иннервируется напрямую центральной нервной системой и способна изменять свою площадь за миллисекунды [1, 2]. Управление хроматофорами осуществляется по принципу «точка-в-мозге — паттерн-на-коже», что указывает на наличие у каракатиц функционально организованной нейронной карты, управляющей визуальным выводом [3].

Количественный анализ динамики хроматофоров сталкивается с рядом фундаментальных трудностей: сложный естественный фон, неоднородное освещение, перекрытие нескольких пигментных слоёв (хроматофоры, иридофоры, лейкофоры), а также изменчивость морфологии и размеров отдельных клеток. Эти факторы делают ручную или полуавтоматическую сегментацию не только трудоёмкой, но и субъективной, что ограничивает воспроизводимость результатов. В связи с этим современные подходы к анализу биологических изображений всё более активно опираются на методы информационных технологий, включая компьютерное зрение, анализ многомерных данных и машинное обучение [4, 5].

На сегодняшний день исследования в области автоматического анализа биологической динамики находятся на этапе интеграции классических методов обработки сигналов с современными подходами к извлечению признаков и обучению моделей. В частности, методы снижения размерности, такие как анализ главных компонент (PCA), демонстрируют высокую эффективность в выявлении доминирующих режимов активности в сложных визуальных данных [6]. Более того, методы глубокого обучения, в особенности свёрточные нейронные сети (CNN), всё чаще применяются для сегментации клеточных структур, распознавания паттернов и отслеживания динамики в реальном времени [7, 8]. Однако в контексте хроматофорной активности у каракатиц такие подходы пока остаются единичными и экспериментальными, что обусловлено ограниченным объёмом аннотированных данных и отсутствием стандартизованных платформ для анализа.

В данной работе предложен вычислительный метод анализа активности жёлтых хроматофоров на основе метода главных компонент, адаптированного к условиям нестабильного освещения и сложного фона. Подход

позволяет декомпозировать видеопоследовательности в пространство доминирующих признаков, выделить временные и пространственные режимы активации и визуализировать динамику паттернов в сжатой форме. Полученные результаты демонстрируют, что даже линейные методы анализа данных могут быть эффективны при анализе сложных биологических систем, особенно на этапе первичной обработки и гипотезогенерации. Кроме того, работа закладывает основу для дальнейшего применения нелинейных моделей машинного обучения, включая автокодировщики и модели временных рядов, в задачах декодирования нейронного управления окраской.

## **2. Особенности изображений кожи при визуальном анализе**

Исходные изображения представляют собой динамически программируемую визуальную поверхность, формируемую сетью из хроматофоров, каждый из которых функционирует как независимый активный пиксель [1, 3]. Жёлтые хроматофоры играют ключевую роль в формировании контрастных элементов окраски, визуально выделяясь на общем фоне кожи. Однако их цветовая идентификация осложняется как спектральной перекрёстностью пигментов, так и вариабельностью условий освещения: в условиях подводной среды спектральный состав света существенно смещается, что приводит к неоднородной цветовой рендерингу кожи и затрудняет применение фиксированных цветовых порогов в пространствах [2, 5].

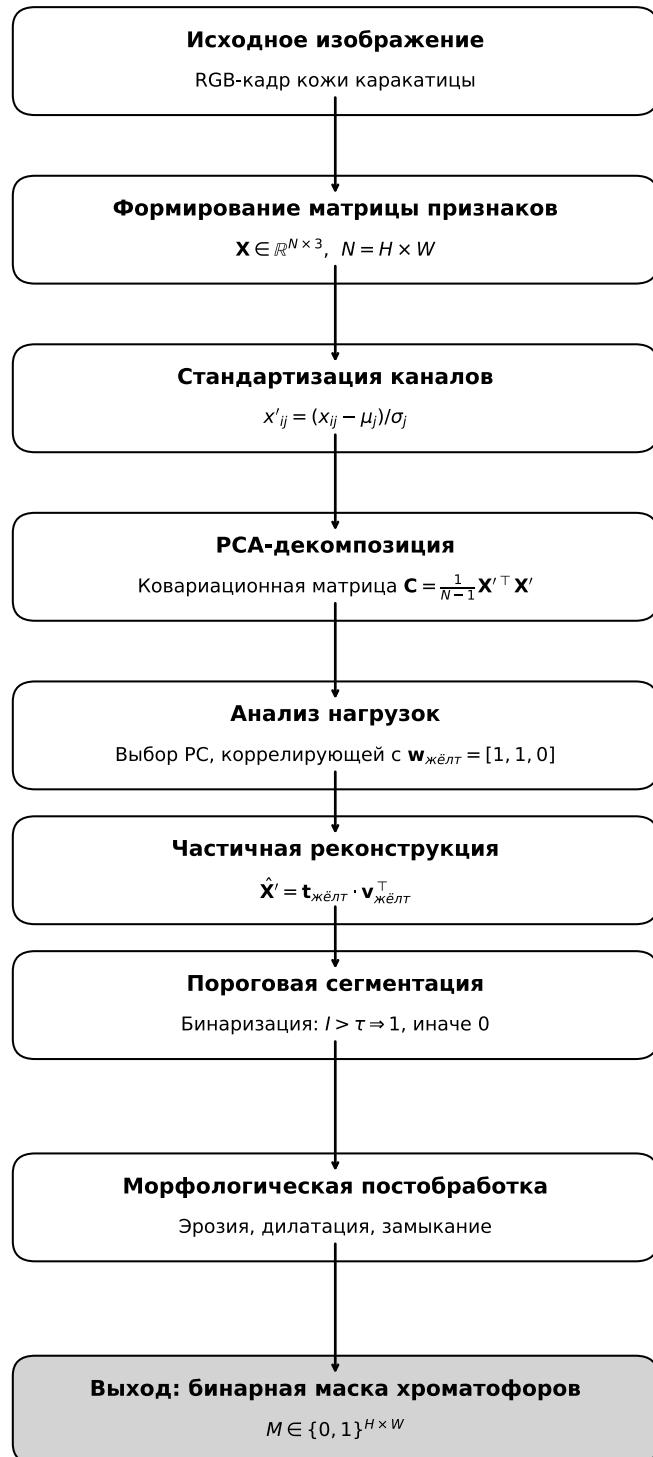
С точки зрения геометрии, хроматофоры образуют неправильную, но локально упорядоченную решётку, чья топология может варьироваться в зависимости от анатомической зоны. Геометрические трансформации этой решётки происходят в реальном времени и сопровождаются локальными деформациями кожной ткани, что приводит к смещению соседних хроматофоров и изменению их взаимного расположения. В результате топологическая карта активации оказывается динамически изменяющейся.

Кроме того, визуальный анализ осложняется структурной сложностью фона, и неравномерным освещением.

## **3. Определение компонент цвета для хроматофоров**

Предлагаемый алгоритм обнаружения жёлтых хроматофоров в коже каракатицы основан на методе главных компонент и предназначен для эффективного выделения хроматической информации на фоне сложных визуальных условий, характерных для подводной среды. Метод позволяет декомпозировать цветовое пространство изображения, отделяя значимые хроматические режимы от вариаций яркости, шумов и неравномерного

освещения. Общая схема алгоритма, представленная на рис. 1, включает последовательные этапы преобразования, анализа и реконструкции визуальных данных.



*Рис. 1.* Концептуальная схема алгоритма обнаружения жёлтых хроматофоров на основе метода главных компонент

Схема иллюстрирует последовательные этапы обработки: от исходного изображения к формированию матрицы признаков, стандартизации, РСА-декомпозиции, выбору релевантной компоненты, реконструкции и, наконец, пороговой сегментации с морфологической постобработкой. Выходной результат — бинарная маска, выделяющая жёлтые хроматофоры.

Исходное RGB-изображение размера  $H \times W \times 3$ , где  $H$  — высота,  $W$  — ширина, преобразуется в матрицу признаков  $X \in R^{N \times 3}$ , где  $N = H \times W$  — общее число пикселей, а каждый вектор-строка представляет собой цветовое значение отдельного пикселя:

$$X = \begin{bmatrix} r_1 & g_1 & b_1 \\ r_2 & g_2 & b_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ r_N & g_N & b_N \end{bmatrix}.$$

Такое представление переводит задачу анализа изображения в плоскость многомерной статистики, где каждый пиксель интерпретируется как точка в трёхмерном цветовом пространстве. Перед применением РСА выполняется стандартизация данных по каждому цветовому каналу с целью устранения доминирования каналов с большей дисперсией:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}, \quad j \in \{R, G, B\},$$

где  $\mu_j$  и  $\sigma_j$  — среднее и стандартное отклонение  $j$ -го канала соответственно. Стандартизация обеспечивает равный вклад всех компонент в анализ и повышает устойчивость к глобальным и локальным вариациям освещения. Далее к стандартизированной матрице  $X'$  применяется метод главных компонент, который находит ортогональный базис, максимизирующий объяснённую дисперсию. Для этого вычисляется ковариационная матрица

$$C = \frac{1}{N-1} X'^T X', \quad \text{после чего решается спектральная задача } Cv_i = \lambda_i v_i, \quad \text{где } v_i$$

— собственные векторы (главные компоненты), а  $\lambda_i$  — соответствующие собственные значения, пропорциональные объяснённой дисперсии. Каждая главная компонента представляет собой линейную комбинацию исходных каналов:  $PC_i = v_{iR} \cdot R + v_{iG} \cdot G + v_{iB} \cdot B$ . Анализ векторов нагрузок позволяет интерпретировать физический смысл компонент: например, первая компонента часто ассоциируется с осью яркости, а вторая и третья —

с цветовыми контрастами, такими как жёлто-синяя оппозиция. Для выделения жёлтых хроматофоров выбирается компонента, чьи нагрузки наиболее коррелируют с эталонным вектором жёлтого цвета  $w_{\text{жёлт}} = [1, 1, 0]$ , что можно оценить с помощью косинусного сходства:

$$\text{similarity}(v_i, w_{\text{жёлт}}) = \frac{v_i \cdot w_{\text{жёлт}}}{\|v_i\| \cdot \|w_{\text{жёлт}}\|}.$$

После выбора релевантной компоненты выполняется частичная реконструкция изображения только по этой компоненте, где реконструированная матрица признаков имеет вид:

$$X' = t_{\text{жёлт}} \cdot v_{\text{жёлт}}^T.$$

После денормализации и преобразования обратно в пространство изображений получается карта, в которой усилены области, соответствующие жёлтому цвету, а фон и другие пигменты подавлены. На заключительном этапе к реконструированному изображению применяется пороговая сегментация. Для улучшения качества маски используются морфологические операции — эрозия, дилатация и замыкание — позволяющие устраниить шум и сгладить границы. В случае видеоанализа алгоритм применяется покадрово, что позволяет отслеживать динамику активации хроматофоров во времени через вычисление суммарной площади:  $A(t) = \sum_{(x,y)} M_t(x, y)$ . В результате осуществляется переход от неструктурированных визуальных данных к количественной биологической информации с помощью вычислительных методов анализа многомерных данных.

#### **4. Тестирование и оценка результатов работы алгоритма**

Предлагаемый алгоритм демонстрирует надежную способность различать желтые хроматофоры на сложном и динамичном фоне кожи каракатицы. Преимущество этого подхода заключается в его способности декоррелицировать цветовые каналы и выделять наиболее значимые оси вариации, которые часто соответствуют искомым хроматическим характеристикам.

Изображение кожи каракатицы (рис. 2) обычно оно представляет собой сложную сцену с разнообразными цветами и текстурами, отражающими естественные узоры и, возможно, другие типы хроматофоров.

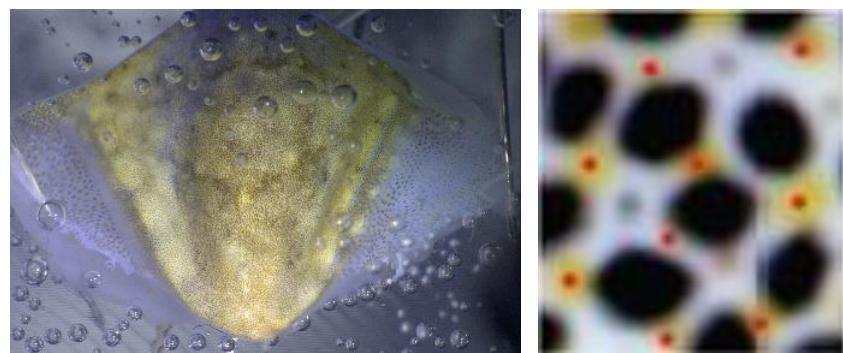


Рис. 2. Пример оригинального изображения кожи каракатицы и фрагмента чешуи

После преобразования и реконструкции PCA, направленных на желтый компонент, можно получить изображение, похожее на изображение на рис. 3, где желтые области значительно улучшены и отделены от других цветов и фонового шума, что эффективно снижает размерность цветового пространства и подчеркивает целевые характеристики.

Применение подходящего порогового значения к этому улучшенному изображению позволит получить сегментированный результат, как показано на рис. 4, четко выделяющий желтые хроматофоры как отдельные объекты на чистом фоне.

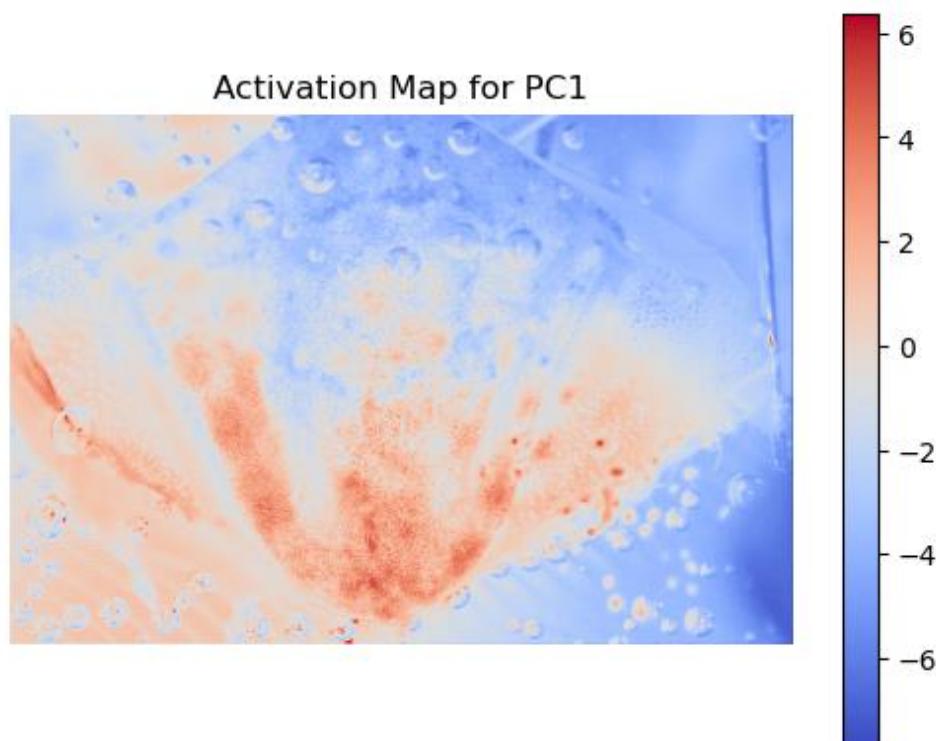
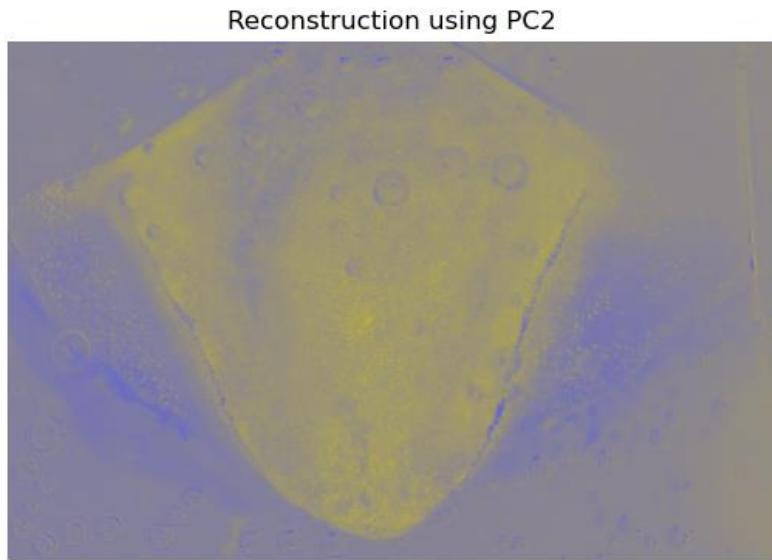


Рис. 3. Промежуточное изображение, обработанное PCA, выделенное желтым цветом



*Рис. 4. Результат сегментации желтого хроматофора*

## **5. Заключение**

В данной работе представлен алгоритм обнаружения жёлтых хроматофоров в изображениях кожи каракатицы, основанный на методе главных компонент. Подход реализует линейное преобразование цветового пространства RGB в ортогональный базис, максимизирующий дисперсию данных, что позволяет декомпозировать визуальный сигнал на доминирующие режимы изменчивости. Показано, что одна из главных компонент коррелирует с хроматическим направлением, соответствующим жёлтому пигменту, что обусловлено его спектральной характеристикой  $R \approx G \gg B$ . Через частичную реконструкцию в подпространстве выбранной компоненты достигается эффективное разделение сигнала целевого пигmenta и фоновых вариаций, включая неравномерное освещение и текстурные шумы.

Формально метод сводится к проекции стандартизированной матрицы признаков на собственный вектор цвета, определяемый как решение спектральной задачи. Затем он трансформируется обратно в пространство изображений, обеспечивая усиление целевой хроматической моды. Дальнейшая бинаризация с порогом  $\tau$  и морфологическая фильтрация позволяют получить маску активации, устойчивую к локальным артефактам.

Алгоритм демонстрирует высокую вычислительную эффективность — сложность  $O(N)$  на пиксель при фиксированном размере пространства — и не требует аннотированных данных для обучения, что делает его пригодным для применения в условиях ограниченной разметки. В то же время линейность модели ограничивает её способность учитывать нелинейные взаимодействия между пигментами и пространственные контексты большей дальности.

Предложенный подход может быть обобщён на анализ других типов хроматофоров через адаптацию эталонного вектора нагрузок, а также применён к временным последовательностям для построения динамических моделей управления окраской. Тем самым, он представляет собой строго обоснованный вычислительный блок в системе анализа биологических паттернов, сочетающий интерпретируемость, устойчивость и масштабируемость.

Статья подготовлена при поддержке Пекинского университета, Пекинского центра наук о жизни Цинхуа и Белорусского государственного университета.

## **Библиографические ссылки**

1. *Ukrow J., Renard M. D. M., Moghimi M.* CHROMAS: A Computational Pipeline to Track Chromatophores and Analyse their Dynamics. bioRxiv, 2025.03.03.641160. 2025.
2. *Hanlon R. T., Messenge, J. B.* Cephalopod Behaviour // Cambridge University Press, 2023.
3. *Zifcakova L., Miller J.* Sensory physiology and ecology of Rapid Adaptive Coloration in cephalopods. Department of Biology, University of Pennsylvania, 2023.
4. *Hanlon R. T., Chiao C. C., Mäthger L. M.* Dynamic Skin Patterns in Cephalopods // Frontiers in Physiology. 2017. Vol. 8. Article no. 393.
5. Metamaterial-Inspired Tunable Terahertz Absorber for Adaptive Camouflage Applications / M. Alibakhshikenari [et al.] // ACS Applied Materials & Interfaces. 2024. Vol. 6. P. 220–226.
6. Transition to and from the blanched state / G. Schires [et al.] // ResearchGate. 2023. Vol. 16. P. 120–128.
7. *El-Sayed A. N., El-Hachimi A.* Color Textured MRI Segmentation Based on Co-Occurrence Features Using Principal Component Analysis (PCA) // Iraqi Journal of Science. 2012. Vol. 53, no. 3. P. 693–702.
8. *Mehrabinezhad A., Teshnehab M., Sharifi A.* A comparative study to examine principal component analysis and kernel principal component analysis-based weighting layer for convolutional neural networks // Soft Computing Letters. 2024. Vol. 6(1). Article no. 2379526.