

Диагностика подагры на основе градиентного анализа

М. В. Бобырь¹✉, О. Г. Супрунова¹

¹ Юго-Западный государственный университет
ул. 50 лет Октября, д. 94, г. Курск 305040, Российская Федерация

✉ e-mail: maxbobyry@gmail.com

Резюме

Цель исследования – разработка и анализ метода распознавания подагры на ранних стадиях за счёт автоматизированного выявления второго контура на рентгеновских снимках с использованием модифицированного алгоритма Канни и градиентного анализа изображения.

Метод. Предложенный подход сочетает классические методы обработки изображений и современные техники компьютерного зрения. Изображение переводится в оттенки серого, фильтруется по Гауссу, после чего вычисляются горизонтальный и вертикальный градиенты. На их основе определяются модуль и направление общего градиента; нормализация позволяет выделить контрастные участки, а анализ угла градиента позволяет обнаружить характерные для отложений моноурата натрия изменения яркости. Пороговая сегментация, основанная на величине и направлении градиента, используется для классификации зон – субхондральной кости и патологических изменений.

Результаты. Экспериментальные исследования показали, что выделенная зелёная область на распознанном изображении соответствует стабильному градиенту субхондральной кости, тогда как красная область на изображении соответствует хаотичным и резким изменениям, указывающим на кристаллические отложения. Предложенный метод обнаружения подагры в статье продемонстрировал высокую чувствительность даже при слабо выраженных признаках заболевания. Разработана программная модель, обеспечивающая автоматическую обработку и визуализацию результатов диагностики подагры.

Заключение. Предложенный метод эффективно выявляет вторые контуры, характерные для подагры, и позволяет интерпретировать как интенсивность, так и направление градиентов. Это открывает перспективы для ранней диагностики, когда традиционные подходы недостаточно информативны. В дальнейшем планируется автоматизация пороговой настройки и интеграция метода в системы машинного обучения.

Ключевые слова: подагра; градиентный анализ; второй контур; компьютерное зрение; медицинская визуализация; автоматическая диагностика.

Финансирование: Статья подготовлена в рамках государственного задания № 075-03-2025-526.

Конфликт интересов: Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

Для цитирования: Бобырь М. В., Супрунова О. Г. Диагностика подагры на основе градиентного анализа // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2026. Т. 16, № 1. С. 148–163. [https://doi.org/ 10.21869/2223-1536-2026-16-1-148-163](https://doi.org/10.21869/2223-1536-2026-16-1-148-163)

Поступила в редакцию 12.01.2026

Подписана в печать 11.02.2026

Опубликована 31.03.2026

Gout diagnosis based on gradient analysis

Maxim V. Bobyr¹✉, Olga G. Suprunova¹

¹ Southwest State University

50 Let Oktyabrya Str. 94, Kursk 305040, Russian Federation

✉ e-mail: maxbobyry@gmail.com

Abstract

The purpose of the research is development and analysis of a method for early-stage gout recognition through automated detection of the second contour in radiographic images using a modified Canny algorithm and gradient-based image analysis.

Methods. The proposed approach integrates classical image processing techniques with modern computer vision methods. The input image is converted to grayscale and smoothed using a Gaussian filter. Horizontal and vertical gradients are then computed, enabling the calculation of the gradient magnitude and direction. Normalization enhances contrast in salient regions, while angular gradient analysis reveals brightness variations characteristic of monosodium urate crystal deposits. Threshold-based segmentation, guided by both gradient magnitude and orientation, is employed to classify regions into subchondral bone and pathological alterations.

Results. Experimental studies demonstrated that the green-highlighted region in the processed image corresponds to the stable gradient of subchondral bone, whereas the red-highlighted region reflects abrupt and chaotic gradient changes indicative of crystal deposits. The proposed gout detection method exhibited high sensitivity even in cases with subtle clinical manifestations. A software model was developed to enable fully automated image processing and visualization of diagnostic results.

Conclusion. The method effectively identifies second contours associated with gout and enables simultaneous interpretation of both gradient intensity and orientation. This capability offers significant promise for early diagnosis when conventional approaches lack sufficient informativeness. Future work will focus on automating threshold selection and integrating the technique into machine learning frameworks.

Keywords: gout; gradient analysis; second contour; computer vision; medical imaging; automated diagnosis.

Funding: The article was prepared within the framework of the state assignment No. 075-03-2025-526.

Conflict of interest: The Authors declare the absence of obvious and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

For citation: Bobyr M.V., Suprunova O.G. Gout diagnosis based on gradient analysis. *Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravlenie, vychislitel'naja tekhnika, informatika. Meditsinskoe priborostroenie = Proceedings of the Southwest State University. Series: Control, Computer Engineering, Information Science. Medical Instruments Engineering*. 2026;16(1):148–163. (In Russ.) <https://doi.org/10.21869/2223-1536-2026-16-1-148-163>

Received 12.01.2026

Accepted 11.02.2026

Published 31.03.2026

Введение

Подагра – хроническое заболевание, связанное с нарушением обмена пуринов и накоплением кристаллов мочевой кислоты в суставах, что приводит к воспалению и болевому синдрому. Традиционные методы диагностики подагры включают клинический осмотр, лабораторные анализы (например, определение уровня мочевой кислоты в крови) и рентгенографию. Однако эти подходы могут быть недостаточно точными на ранних стадиях или требуют значительных временных и финансовых затрат. В последние годы методы компьютерного зрения активно применяются для автоматизации диагностики заболеваний, включая подагру, благодаря их способности анализировать медицинские изображения с высокой точностью и скоростью.

Существующие исследования в области распознавания и классификации подагры с использованием компьютерного зрения сосредоточены на обработке рентгеновских снимков, ультразвуковых изображений и фотографий пораженных суставов. Одним из первых подходов было использование традиционных алгоритмов обработки изображений, таких как выделение контуров и анализ текстур. Например, в работе [1] предложен метод сегментации изображений на основе нейронных сетей. Однако такие методы ограничены в точности диагностики подагры из-за сложности структуры тканей и шумов на изображениях.

С развитием глубокого обучения (deep learning) подходы к диагностике медицинских диагнозов значительно эволюционировали. В исследовании [2] применялись сверточные нейронные сети (CNN) для классификации рентгеновских снимков на наличие медицинских диагнозов. Авторы использовали архитектуры, такие как ResNet и VGG [3], обученные на наборах данных медицинских изображений, что позволило достичь точности классификации до 85%. Аналогичный подход описан в [4], где CNN применялась для анализа ультразвуковых изображений, выявляя гиперэхогенные включения, характерные для отложений кристаллов.

Другие исследования сосредоточились на мультимодальном анализе. Например, в работе [5] предложено сочетание рентгеновских и ультразвуковых данных с использованием сетей типа U-Net для сегментации и последующей классификации биожидкостной поверхности, что улучшило распознавание и выставление диагноза. В [6] исследовалась возможность интеграции клинических данных (уровень мочевой кислоты) с визуальными признаками, что повысило точность диагностики до 90%.

Методы, основанные на трансформерах (Vision Transformers, ViT), также начали применяться в этой области. В [7] описан подход с использованием ViT для анализа рентгеновских изображений суставов, демонстрирующий устойчивость к шумам и вариациям качества данных. В то же время альтерна-

тивные подходы, основанные на нечёткой логике, позволяют обеспечить интерпретируемость решений и устойчивость при работе с неполными или зашумлёнными данными, что особенно актуально в условиях ограниченных вычислительных ресурсов [8].

Для повышения точности распознавания подагры активно исследуются методы предобработки изображений. В [9] предложено применение гауссова размытия и нормализации для устранения шумов в фильтре Канни [10], что улучшило качество последующей сегментации. Аналогичный подход с адаптивной фильтрацией описан в [11]. В [12] исследовалась роль выделения градиентов для анализа скорости изменения яркости, что позволило точнее определять границы отложений кристаллов.

Несмотря на прогресс, существующие методы сталкиваются с рядом проблем: недостаток больших размеченных наборов данных, сложность интерпретации результатов и высокие вычислительные затраты. В работе [13] подчеркивается необходимость разработки стандартизированных баз данных медицинских изображений. Аналогичный вывод содержится в исследованиях [14] и [15]. Авторы [16] отмечают важность оптимизации моделей для работы на устройствах с ограниченными ресурсами, таких как мобильные системы диагностики. Схожая задача обсуждается также в работе [17].

Перспективным направлением является использование генеративных

моделей, таких как GAN (Generative Adversarial Networks), для синтеза данных. В [18] предложен метод генерации синтетических снимков для задач линейной регрессии, что позволяет увеличить объем тренировочных данных. Аналогичный подход с применением диффузионных моделей описан в [19]. Кроме того, в [20] и [21] исследовалась возможность медицинской диагностики в реальном времени с использованием Edge AI.

Настоящая работа предлагает новый подход к распознаванию подагры на основе анализа второго контура с использованием градиентных методов и углов градиента. Предложенная методика сочетает традиционные алгоритмы обработки изображений с современными достижениями глубокого обучения, что позволяет повысить точность и автоматизировать процесс диагностики. В отличие от предыдущих исследований наш метод фокусируется на интерпретации скорости изменения яркости и направления градиентов, что может улучшить выявление патологических изменений на ранних стадиях.

Материалы и методы

Метод вычисления углов градиента состоит из последовательного выполнения следующих восьми шагов:

1. *Загрузка изображения.* Исходное цветное изображение представлено как трёхмерный массив:

$$I(x, y) = [R(x, y), G(x, y), B(x, y)],$$

где $R(x, y)$ – значение красного канала; $G(x, y)$ – значение зелёного канала; $B(x, y)$ – значение синего канала; x, y – координаты пикселя. Этот массив задаёт интенсивность цвета в каждой точке изображения.

2. *Преобразование в градации серого*. Цветное изображение преобразуется в оттенки серого по формуле

$$I_{gray}(x, y) = 0,299 \cdot R(x, y) + 0,587 \cdot G(x, y) + 0,114 \cdot B(x, y),$$

$$I_{blurred}(x, y) = \sum_{i=-2}^2 \sum_{j=-2}^2 I_{gray}(x + i, y + j) \cdot K_{gauss}(i + 2, j + 2),$$

где $I_{blurred}(x, y)$ – значение пикселя после размытия; K_{gauss} – нормализованная матрица размером 5×5 , заданная как

$$K_{gauss} = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix}.$$

$$g_y(x, y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I_{blurred}(x + i, y + j) \cdot K_{vertical}(i + 1, j + 1),$$

где $g_y(x, y)$ – значение вертикального градиента. Этот градиент показывает скорость изменения яркости по вертикали: большие значения указывают на резкие переходы, например, от светлого к тёмному.

$$g_x(x, y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I_{blurred}(x + i, y + j) \cdot K_{horizontal}(i + 1, j + 1),$$

где $I_{gray}(x, y)$ – значение яркости пикселя в градациях серого. Коэффициенты отражают восприятие человеческим глазом различных цветов: зелёный имеет наибольший вес, так как глаз наиболее чувствителен к нему.

3. *Размытие с использованием ядра Гаусса*. Для размытия применяется свёртка изображения $I_{gray}(x, y)$ с нормализованным ядром Гаусса K_{gauss} размером 5×5 :

Размытие уменьшает шум и мелкие детали, что упрощает последующее выделение контуров.

4. *Вычисление вертикального градиента (g_y)*. Вертикальный градиент вычисляется с помощью свёртки с ядром:

$$K_{vertical} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Формула для вертикального градиента:

5. *Вычисление горизонтального градиента (g_x)*. Горизонтальный градиент вычисляется с помощью свёртки с ядром:

$$K_{horizontal} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

Формула для горизонтального градиента:

где $g_x(x, y)$ – значение горизонтального градиента. Он отражает скорость изменения яркости по горизонтали.

6. *Вычисление общего градиента (g)*. Общий градиент вычисляется как модуль вектора градиента:

$$g(x, y) = \sqrt{g_x(x, y)^2 + g_y(x, y)^2}.$$

Общий градиент $g(x, y)$ объединяет информацию о горизонтальных и вертикальных изменениях, показывая общую интенсивность перехода в данной точке изображения.

7. *Нормализация общего градиента*. Для отображения общего градиента его значения нормализуются в диапазон $[0, 255]$:

$$g_{normalized}(x, y) = \frac{g(x, y) - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}} \cdot 255,$$

где $g_{\min}$ и $g_{\max}$ – минимальное и максимальное значения $g(x, y)$ на изобра-

жении; $g_{normalized}(x, y)$ – нормализованное значение градиента. Нормализация позволяет визуализировать градиент в привычном диапазоне яркости.

8. *Вычисление угла градиента (θ)*. Для анализа направления изменений яркости вычисляется угол градиента по формуле

$$\theta(x, y) = \text{round} \left(\arctan \left(\frac{g_y(x, y)}{g_x(x, y)} \right) \right),$$

где $\theta(x, y)$ – угол градиента в радианах, округлённый до ближайшего целого числа после преобразования; $\arctan$ – функция арктангенса, определяющая угол между горизонтальной осью и вектором градиента; $g_y(x, y)$ и $g_x(x, y)$ – вертикальный и горизонтальный градиенты соответственно. Чтобы избежать деления на ноль, используется модификация:

$$\theta(x, y) = \begin{cases} \text{round} \left(\arctan \left(\frac{g_y(x, y)}{g_x(x, y)} \right) \right), & \text{если } g_x(x, y) \neq 0, \\ \text{round} \left(\frac{\pi}{2} \right), & \text{если } g_x(x, y) = 0 \text{ и } g_y(x, y) > 0, \\ \text{round} \left(-\frac{\pi}{2} \right), & \text{если } g_x(x, y) = 0 \text{ и } g_y(x, y) < 0. \end{cases}$$

Угол θ интерпретируется следующим образом:

- 0: стрелка вправо ($\rightarrow$);
- 1: стрелка вверх-вправо ($\leftrightarrow$);
- 2: стрелка вверх ($\uparrow$);
- 3: стрелка вверх-влево ($\nwarrow$);
- 4: стрелка влево ($\leftarrow$);
- 1: стрелка вниз-вправо ($\searrow$);
- 2: стрелка вниз ($\downarrow$);
- 3: стрелка вниз-влево ($\swarrow$).

Угол градиента показывает направление максимального изменения яркости. Например, если $\theta = 0$, изменение происходит горизонтально вправо, что может указывать на вертикальный контур.

Скорость изменения яркости связана с величиной градиента $g(x, y)$. Если значения яркости в соседних пикселях, например $I_{gray} = [255, 255, 255, 255]$, то

g_x и g_y близки к нулю, а $g(x, y) \approx 0$, что означает отсутствие изменений (например, белая область, интерпретируемая как кость). Если же наблюдается резкий скачок, например $I_{gray} = [255, 255, 30, 30]$, то g_x или g_y будут иметь большие значения, а $g(x, y)$ укажет на высокую скорость изменения. В сочетании с анализом θ это может выявить второй контур, указывающий на возможное наличие подагры: резкий переход в яркости и смена направления градиента могут соответствовать воспалённым тканям или отложениям.

Результаты и их обсуждение

В рамках эксперимента было использовано исходное изображение `original.jpg`, представляющее собой рентгеновский снимок сустава, на котором предполагается наличие признаков подагры. Целью анализа является выделение контуров и углов градиента для выявления субхондральной кости и возможных отложений кристаллов моноурата натрия, характерных для подагры. Обработка изображения выполнялась в соответствии с описанной математической моделью и реализованным алгоритмом.

Ниже представлен псевдокод алгоритма обработки изображений для выявления признаков подагры:

Algorithm ImageProcessingForGoutDetection

Input: `original_image` (RGB изображение)

Output: `gradient_directionP` (изображение с выделенными зонами)

1. Load `original_image` as $I(x, y) = [R(x, y), G(x, y), B(x, y)]$.
2. For each pixel (x, y) :

$$\text{gray_image}(x, y) = 0.299 \times R(x, y) + 0.587 \times G(x, y) + 0.114 \times B(x, y).$$
3. Define `gaussian_kernel` = $(1/159) \times [[2, 4, 5, 4, 2], [4, 9, 12, 9, 4], [5, 12, 15, 12, 5], [4, 9, 12, 9, 4], [2, 4, 5, 4, 2]]$ and

$$\text{blurred_image} = \text{Convolve}(\text{gray_image}, \text{gaussian_kernel}).$$
4. Define `horizontal_kernel` = $[[-1, -2, -1], [0, 0, 0], [1, 2, 1]]$ and

$$\text{gradient_x} = \text{Convolve}(\text{blurred_image}, \text{horizontal_kernel}).$$
5. Define `vertical_kernel` = $[[-1, 0, 1], [-2, 0, 2], [-1, 0, 1]]$ and

$$\text{gradient_y} = \text{Convolve}(\text{blurred_image}, \text{vertical_kernel}).$$
6. For each pixel (x, y) :

$$\text{gradient_magnitude}(x, y) = \sqrt{\text{gradient_x}(x, y)^2 + \text{gradient_y}(x, y)^2}$$
 and
 Normalize `gradient_magnitude` to $[0, 255]$
7. For each pixel (x, y) :
 If `gradient_x(x, y) ≠ 0`:

$$\text{gradient_direction}(x, y) = \text{round}(\arctan(\text{gradient_y}(x, y) / \text{gradient_x}(x, y)))$$
 Else: If `gradient_y(x, y) > 0`:

$$\text{gradient_direction}(x, y) = \text{round}(\pi / 2)$$

Else:

$\text{gradient_direction}(x, y) = \text{round}(-\pi / 2)$

8. $\text{gradient_directionP} = \text{gradient_direction}$

For each pixel (x, y) :

If region is subchondral bone: Color pixel green

Else If region has sharp gradient change: Color pixel red.

Return: $\text{gradient_directionP}$.

End Algorithm

В ходе обработки изображения были получены следующие промежуточные и итоговые результаты:

- во-первых, изображение преобразовано в оттенки серого, что позволило унифицировать цветовые каналы и упростить дальнейшую обработку. При этом яркость пикселей варьировалась от 0 (чёрный) до 255 (белый);

- во-вторых, применение ядра Гаусса сгладило мелкие детали и шумы, выделяя основные структуры, такие как кости и ткани;

- в-третьих, выявлены изменения яркости по горизонтали, при этом светлые области соответствуют резким переходам слева направо, тёмные – справа налево;

- в-четвертых, показаны изменения яркости по вертикали. Аналогично, светлые и тёмные области отражали направление переходов;

- в-пятых, комбинация горизонтального и вертикального градиентов подчеркнула интенсивность контуров, при этом значения, близкие к 255, указывали на резкие изменения яркости;

- в-шестых, направление изменений яркости визуализировано через углы (θ), где, например, $\theta = 0$ соответствует горизонтальному переходу вправо ($\rightarrow$);

- в-седьмых, на итоговом изображении были выделены две зоны: зелёная область соответствовала субхондральной кости (равномерные значения градиента); красная область – возможному второму контуру (резкие изменения градиента), что могло указывать на отложения кристаллов моноурата натрия.

Полученные в ходе эксперимента изображения представлены ниже (рис. 1).

Анализ контуров и углов градиента позволил выявить ключевые особенности изображения:

- в зелёной зоне (субхондральная кость, см. рис. 1, з) значения градиента $g(x, y)$ близки к нулю, а углы θ стабильны, что соответствует однородной структуре кости с минимальными изменениями яркости;

- в красной зоне (см. рис. 1, з) наблюдаются резкие скачки градиента (например, переход от 255 к 30), сопровождаемые сменой углов θ , что указывает на наличие второго контура. Это может быть связано с отложениями кристаллов моноурата натрия, характерными для подагры, так как такие переходы не типичны для нормальной костной ткани;

– сравнение направлений градиента (θ) между зонами подтверждает наличие аномалий: в крас-

ной зоне углы более хаотичны, что соответствует неоднородности тканей.

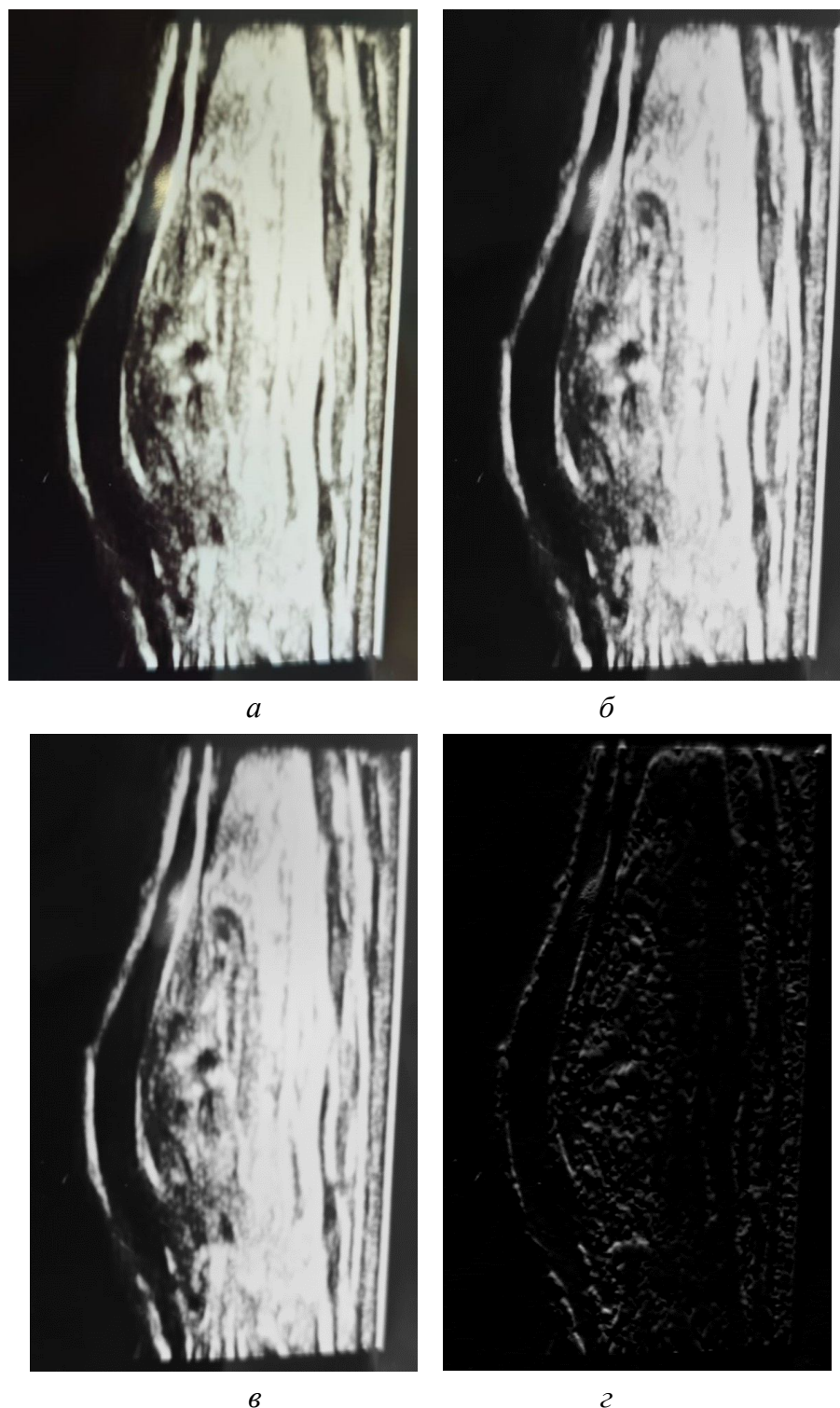


Рис. 1. Интерпертации обработки изображения: а – исходное изображение; б – преобразование в градации серого; в – размытие изображения; з – вычисление горизонтального градиента

Fig. 1. Image processing pipeline interpretation: а – original image; б – grayscale conversion, в – image blurring (smoothing); з – horizontal gradient computation

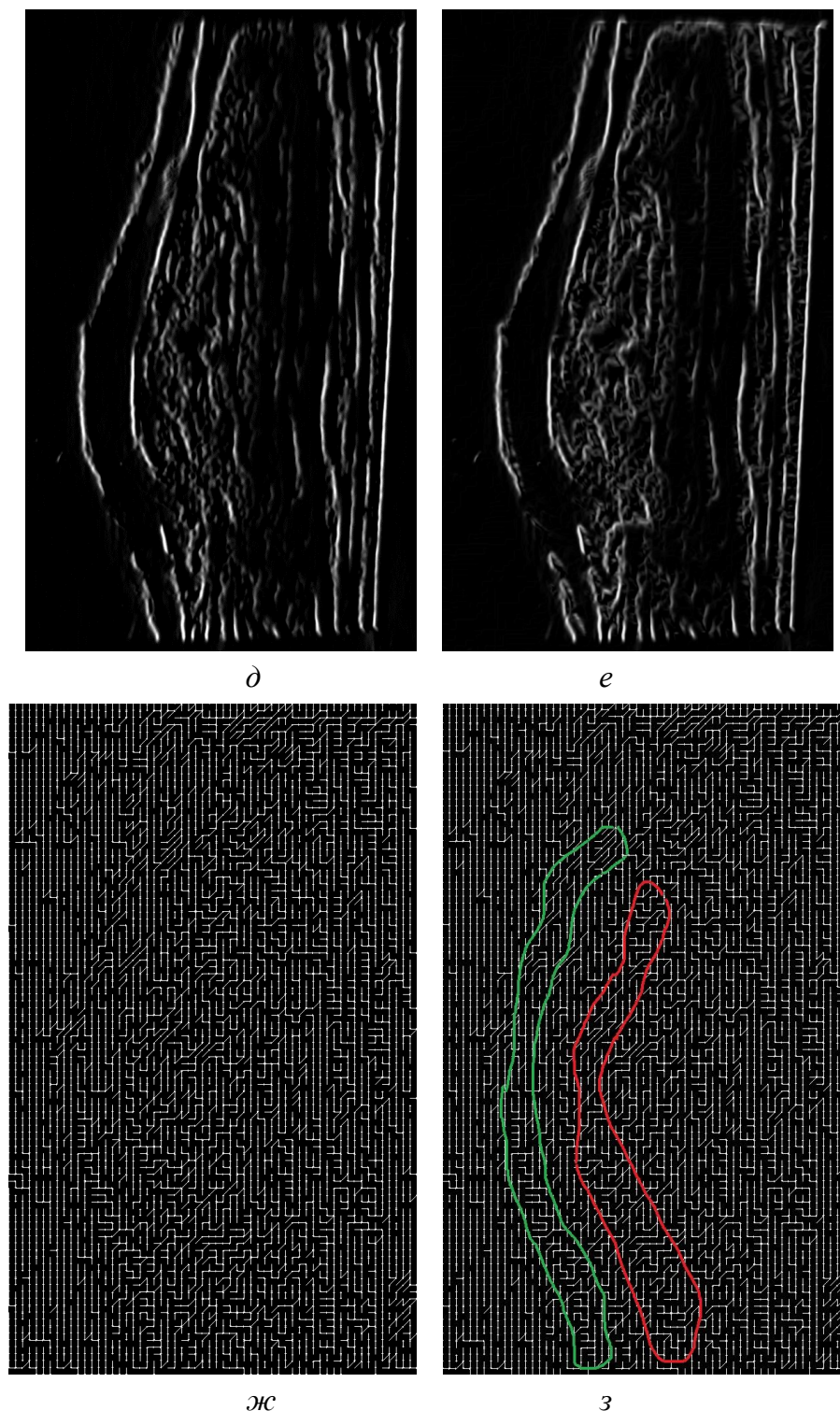


Рис. 1. Интерпертации обработки изображения: д – вычисление вертикального градиента; е – вычисление общего градиента; ж – вычисление угла градиента; з – нахождение двойного контура (подагра)

Fig. 1. Image processing pipeline interpretation: д – vertical gradient computation; е – total gradient magnitude calculation; ж – gradient angle (orientation) computation; з – double edge detection (gout)

Таким образом, сочетание величины градиента и его направления позволяет

дифференцировать нормальные структуры от патологических изменений.

Выводы

В ходе исследования был разработан и реализован алгоритм обработки рентгеновских изображений суставов, направленный на автоматизированное выявление признаков подагры на основе анализа градиентов и их направлений. Предложенный подход позволяет выделять субхондральную кость и вторые контуры, которые могут свидетельствовать о наличии отложений кристаллов моноурата натрия – характерного признака подагры. Метод включает этапы преобразования изображения в градации серого, фильтрации с использованием ядра Гаусса, вычисления горизонтального и вертикального градиентов, определения модуля и направления общего градиента, а также классификации зон по интенсивности и ориентации изменений яркости.

Экспериментальная часть подтвердила работоспособность метода: на тестовом изображении были успешно выделены две ключевые зоны — зелёная область, соответствующая стабильной костной ткани с равномерным градиентом и устойчивыми углами, и красная область, характеризующаяся резкими скачками градиента и хаотичностью его направления, что может указывать на патологические изменения, связанные с подагрой.

Предложенный метод демонстрирует высокую чувствительность к мелким изменениям структуры тканей и позволяет интерпретировать не только величину, но и направление градиентов, что особенно важно для дифференциальной диагностики. По сравнению с существующими подходами, основанными на глубоком обучении, данный метод не требует больших объемов размеченных данных и обеспечивает более прозрачную логику принятия решений, что делает его перспективным для использования в составе комплексной системы диагностики подагры.

В дальнейшем планируется усовершенствовать алгоритм за счет автоматической адаптации пороговых значений градиента, расширения набора диагностических признаков и интеграции с медицинскими информационными системами. Также предполагается проведение клинической верификации результатов на большем массиве рентгеновских снимков с подтвержденными диагнозами. Полученные результаты открывают возможности для создания программного обеспечения, предназначенного для поддержки врачебных решений и повышения точности диагностики подагры на ранних стадиях.

Список литературы

1. Емельянов А. В. Анализ методов семантической сегментации изображений на основе нейронных сетей // Математические методы в технике и технологиях – ММТТ. 2019. Т. 12-1. С. 195-201. EDN GCGRLL

2. Брянская Е. О. Возможности применения сверточных нейронных сетей для классификации состояний верхнечелюстных пазух при цифровой диафаноскопии // Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии. 2022. № 6(356). С. 106-111. <https://doi.org/10.33979/2073-7408-2022-356-6-106-111>. EDN MBAOAV
3. Щетинин Е. Ю. Обнаружение коронавирусной инфекции COVID-19 на основе анализа рентгеновских снимков грудной клетки методами глубокого обучения // Компьютерная оптика. 2022. Т. 46, № 6. С. 963-970. <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-1077>. EDN SJAPDT
4. Нгуен Т. К., Сырямкин В. И., Нгуен Ч. Х. Т. Модель метода распознавания объектов на изображениях с использованием «сверточной нейронной сети – CNN» // Современные наукоемкие технологии. 2020. № 12-2. С. 269-280. <https://doi.org/10.17513/snt.38445>
5. Семенов М. Е., Заблоцкая Т. Ю. Выбор модели биологической нейронной сети для сегментации изображения биожидкостной поверхности // Вестник КРАУНЦ. Физико-математические науки. 2019. Т. 26, № 1. С. 78-93. <https://doi.org/10.26117/2079-6641-2019-26-1-78-93>
6. Осмоловский И. С., Зарубина Т. В. Разработка и апробация прототипа экспертной системы для диагностики подагры // Социальные аспекты здоровья населения. 2023. Т. 69, № 4. <https://doi.org/10.21045/2071-5021-2023-69-4-15>. EDN OFVRSI
7. Суставной синдром у больного с подагрой и субклинической иерсиниозной инфекцией: сложности диагностики и лечения / Н. В. Воронина, В. Ю. Булкина, М. А. Ситников [и др.] // Дальневосточный медицинский журнал. 2024. № 3. С. 96-99. <https://doi.org/10.35177/1994-5191-2024-3-16>. EDN DVSLCT
8. Бобырь М. В., Кулабухов С. А. Моделирование процесса управления температурным режимом в зоне резания на основе нечеткой логики // Проблемы машиностроения и надежности машин. 2017. № 3. С. 76-82.
9. Маннаа А. С. Алгоритм обработки рентгеновских изображений с использованием нечеткой логики // Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don). 2024. Т. 24, № 3. С. 293-300. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2024-24-3-293-300>
10. Разработка алгоритмов обработки изображений интеллектуальными мобильными роботами на основе нечеткой логики и нейронных сетей / Ч. Х. Аунг, З. П. Тант, А. Р. Федоров, П. А. Федоров // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 6. С. 53.
11. Voskoboinikov Yu. E. A locally adaptive wavelet filtering algorithm for images // Analysis and Data Processing Systems. 2023. N 1(89). P. 25-36. <https://doi.org/10.17212/2782-2001-2023-1-25-36>
12. Баталов В. Г., Васильев А. Ю. Анализ яркости отраженного света для определения структурных изменений в потоке жидкости от распыливающего устройства //

Вестник Пермского университета. Физика. 2024. № 4. С. 72-77. <https://doi.org/10.17072/1994-3598-2024-4-72-77>. EDN NENIHN

13. Аннотированный анализ данных трехмерной оптической когерентной томографии сетчатки для создания интеллектуальной базы данных / Е. Ю. Малахова, Д. С. Мальцев, А. Н. Куликов, А. А. Казак // Оптический журнал. 2019. Т. 86, № 11. С. 59-65. <https://doi.org/10.17586/1023-5086-2019-86-11-59-65>. EDN DAEECX

14. Еремеев А. П., Ивлиев С. А. Разработка базы данных и конвертера для извлечения и анализа специализированных данных, получаемых с медицинского аппарата // Программные продукты и системы. 2019. № 3. С. 512-517. EDN GFELXG

15. Краснов Ф. В. Выявление ошибок разметки данных с помощью моделей классификации для небольших наборов данных // International Journal of Open Information Technologies. 2023. Vol. 11, N 5. P. 54-62. EDN KFACTJ

16. Петров Н. В., Смородин Д. А., Иванов Е. Р. Разработка прототипа мобильного приложения для выявления и анализа злокачественных новообразований кожи на основе компьютерного зрения // Chronos: мультидисциплинарные науки. 2022. Т. 7, № 11(73). С. 97-100.

17. Булыгина О. В., Кулясов Н. С., Ярцев Д. Д. Направления модификации алгоритма искусственной пчелиной семьи для оптимизации параметров управления сложными системами // Журнал прикладной информатики. 2024. Т. 19, № 1(109). С. 28-37. <https://doi.org/10.37791/2687-0649-2024-19-1-28-37>

18. Дергачев К. О. Генерация синтетических данных для задач линейной регрессии // Modern Economy Success. 2024. № 6. С. 383-388. <https://doi.org/10.58224/2500-3747-2024-6-383-388>. EDN MSNIJY

19. Родзин С. И., Родзина О. Н., Эль-Хатиб С. А. Гибридный муравьиный алгоритм сегментации медицинских изображений // Вестник Чувашского университета. 2017. № 3. С. 262-272.

20. Pinto-Coelho L. How Artificial Intelligence Is Shaping Medical Imaging Technology: A Survey of Innovations and Applications // Bioengineering. 2023. N 10(12). P. 1435. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10121435>

21. Combined Edge Loss UNet for Optimized Segmentation in Total Knee Arthroplasty Preoperative Planning / L. Marsilio, A. Moglia, M. Rossi, A. Manzotti, L. Mainardi, P. Cerver // Bioengineering. 2023. N 10(12). P. 1433. <https://doi.org/10.3390/bioengineering1012143>

References

1. Yemelyanov A.V. Analysis of semantic image segmentation methods based on neural networks. *Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyakh – MMTT = Mathematical Methods in Engineering and Technology – MMTT*. 2019;12-1:195-201. (In Russ.) EDN GCGRLL

2. Bryanskaya E. O. Possibilities of using convolutional neural networks for classifying the states of the maxillary sinuses in digital diaphanoscopy. *Fundamental'nye i prikladnye problemy tekhniki i tekhnologii = Fundamental and Applied Problems of Engineering and Technology*. 2022;(6):106-111. (In Russ.) <https://doi.org/10.33979/2073-7408-2022-356-6-106-111>. EDN MBAOAV
3. Shchetinin E.Y. Detection of coronavirus infection COVID-19 based on the analysis of chest X-rays using deep learning methods. *Komp'yuternaya optika = Computer Optics*. 2022;46(6):963-970. (In Russ.) <https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-1077>. EDN SJAPDT
4. Nguyen T.K., Syryamkin V.I., Nguyen C.H.T. A model of the object recognition method in images using a «convolutional neural network – CNN». *Sovremennye naukoemkie tekhnologii = Modern High-Tech Technologies*. 2020;(12-2):269-280. (In Russ.) <https://doi.org/10.17513/snt.38445>
5. Semenov M.E., Zablotskaya T.Y. The choice of a biological neural network model for image segmentation of a biofluidic surface. *Vestnik KRAUNTS. Fiziko-Matematicheskie nauki = Bulletin of KRAUNTS. Physical and Mathematical Sciences*. 2019;26(1):78-93. (In Russ.) <https://doi.org/10.26117/2079-6641-2019-26-1-78-93>
6. Osmolovsky I.S., Zarubina T.V. Development and testing of a prototype expert system for the diagnosis of gout. *Sotsial'nye aspekty zdorov'ya naseleniya = Social Aspects of Public Health*. 2023;69(4). (In Russ.) <https://doi.org/10.21045/2071-5021-2023-69-4-15>. EDN OFVRSI
7. Voronina N.V., Bulkina V.Y., Sitnikov M.A., et al. Joint syndrome in a patient with gout and subclinical yersiniosis infection: difficulties of diagnosis and treatment. *Dal'nevostochnyi meditsinskii zhurnal = Far Eastern Medical Journal*. 2024;(3):96-99. (In Russ.) <https://doi.org/10.35177/1994-5191-2024-3-16>. EDN DVSLCT
8. Bobyr M.V., Kulabukhov S.A. Modeling the process of controlling the temperature regime in the cutting zone based on fuzzy logic. *Problemy mashinostroeniya i nadezhnosti mashin = Problems of Mechanical Engineering and Machine Reliability*. 2017;(3):76–82. (In Russ.)
9. Manna A.S. Algorithm for processing X-ray images using fuzzy logic. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2024;24(3):293-300. (In Russ.) <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2024-24-3-293-300>
10. Aung C.H., Tant Z.P., Fedorov A.R., Fedorov P.A. Development of image processing algorithms by intelligent mobile robots based on fuzzy logic and neural networks. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya = Modern Problems of Science and Education*. 2014;(6):53. (In Russ.)
11. Voskoboinikov Yu.E. A locally adaptive wavelet filtering algorithm for images. *Analysis and Data Processing Systems*. 2023;(1):25-36. <https://doi.org/10.17212/2782-2001-2023-1-25-36>

12. Batalov V.G., Vasiliev A.Y. Reflected light brightness analysis to determine structural changes in the flow of liquid from a spraying device. *Vestnik Permskogo universiteta. Fizika = Bulletin of the Perm University. Physics*. 2024;(4):72-77. (In Russ.) <https://doi.org/10.17072/1994-3598-2024-4-72-77>. EDN NENIHN
13. Malakhova E.Y., Maltsev D.S., Kulikov A.N., Kazak A.A. Annotated data analysis of three-dimensional optical coherence tomography of the retina for creating an intelligent database. *Opticheskii zhurnal = Optical Journal*. 2019;86(11):59-65. (In Russ.) <https://doi.org/10.17586/1023-5086-2019-86-11-59-65>. EDN DAEEX
14. Ereemeev A.P., Ivliev S.A. Development of a database and converter for extracting and analyzing specialized data obtained from a medical device. *Programmnye produkty i sistemy = Software Products and Systems*. 2019;(3):512-517. (In Russ.) EDN GFELXG
15. Krasnov F.V. Identification of data markup errors using classification models for small datasets. *International Journal of Open Information Technologies = International Journal of Open Information Technologies*. 2023;11(5):54-62. (In Russ.) EDN KFACTJ
16. Petrov N.V., Smorodin D.A., Ivanov E.R. Development of a prototype of a mobile application for the detection and analysis of skin malignancies based on computer vision. *Chronos: mul'tidistsiplinarnye nnauki = Chronos: Multidisciplinary Sciences*. 2022;7(11):97-100. (In Russ.)
17. Bulygina O.V., Kulyasov N.S., Yartsev D.D. Directions for modifying the artificial bee colony algorithm to optimize control parameters for complex systems. *Zhurnal prikladnoi informatiki = Journal of Applied Informatics*. 2024;19(1):28-37. (In Russ.) <https://doi.org/10.37791/2687-0649-2024-19-1-28-37>
18. Dergachev K.O. Generation of synthetic data for linear regression problems. *Modern Economy Success*. 2024;(6):383-388. (In Russ.) <https://doi.org/10.58224/2500-3747-2024-6-383-388>. EDN MSNIJY
19. Rodzin S.I., Rodzina O.N., El-Hatib S.A. Hybrid segmentation ant algorithms of medical images. *Vestnik Chuvashskogo universiteta = Bulletin of the Chuvash State University*. 2017;(3):262-272. (In Russ.)
20. Pinto-Coelho L. How Artificial Intelligence Is Shaping Medical Imaging Technology: A Survey of Innovations and Applications. *Bioengineering*. 2023;(10):1435. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10121435>
21. Marsilio L., Moglia A., Rossi M., Manzotti A., Mainardi L., Cerver P. Combined Edge Loss UNet for Optimized Segmentation in Total Knee Arthroplasty Preoperative Planning. *Bioengineering*. 2023;(10):1433. <https://doi.org/10.3390/bioengineering1012143>

Информация об авторах / Information about the Authors

Бобырь Максим Владимирович, доктор технических наук, профессор кафедры программной инженерии, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: fregat_mn@rambler.ru,
Researcher ID: G-2604-2013,
ORCID: 0000-0002-5400-6817

Maxim V. Bobyr, Doctor of Sciences (Engineering), Professor of the Software Engineering Department, Southwest State University, Kursk, Russian Federation,
e-mail: fregat_mn@rambler.ru,
Researcher ID: G-2604-2013,
ORCID: 0000-0002-5400-6817

Супрунова Ольга Геннадьевна, аспирант кафедры программной инженерии, Юго-Западный государственный университет, г. Курск, Российская Федерация,
e-mail: dlya.dela2010@yandex.ru,
ORCID: 0009-0005-8340-0919

Olga G. Suprunova, Postgraduate at the Department of Software Engineering, Southwest State University, Kursk, Russian Federation,
e-mail: dlya.dela2010@yandex.ru,
ORCID: 0009-0005-8340-0919