

Метод поиска областей размытия на гистологических изображениях

Г.С. Назаренко¹, А.В. Насонов¹, А.С. Крылов¹

¹Факультет вычислительной математики и кибернетики
-Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова
119991, Россия, Москва, Ленинские горы, 1.

Аннотация

Статья посвящена проблеме обнаружения размытых областей на полнослайдовых гистологических изображениях высокого разрешения. Предлагаемый метод основан на использовании двух подходов: обнаружения размытия с помощью многомасштабного анализа коэффициентов дискретного косинусного преобразования и оценки степени резкости границ объектов на изображении. Эффективность алгоритма подтверждена на изображениях с синтетическим размытием, а также на реальных полнослайдовых изображениях из набора данных PATH-DT-MSU.

Ключевые слова

Обнаружение размытия, гистологические изображения, дискретное косинусное преобразование, резкость изображения.

Method for searching blur areas in histological images

G.S. Nazarenko¹, A.V. Nasonov¹, A.S. Krylov¹

¹Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics
-Lomonosov M.V Moscow State University
119991, Russia, Moscow, Leninskie Gory, 1.

Annotation

The article is devoted to the problem of detecting blurred areas in high-resolution full-slide histological images. The proposed method is based on the use of two approaches: blur detection using multiscale analysis of discrete cosine transform coefficients and assessing the degree of sharpness of object boundaries in the image. The effectiveness of the algorithm is verified on synthetically blurred images as well as real full-slide images from the PATH-DT-MSU dataset.

Keywords

Blur detection, histological images, discrete cosine transform, image sharpening.

1. Введение

Цифровые изображения высокого разрешения приобретают все большую популярность в различных сферах нашей жизни, в том числе и в медицине. Примером таких изображений являются полнослайдовые гистологические изображения. Они являются мощным инструментом, используемым в медицине для диагностики и лечения различных заболеваний. Однако не всегда удается получить четкое гистологическое изображение без наличия на нем артефактов, затрудняющих анализ и дальнейшее изучение материалов. Одним из наиболее

ГрафиКон 2023: 33-я Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению, 19-21 сентября 2023 г.,
Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук, г. Москва, Россия

EMAIL: s02190303@gse.cs.msu.ru (Г.С. Назаренко); nasonov@cs.msu.ru (А.В. Насонов); kryl@cs.msu.ru (А.С. Крылов)
ORCID: 0009-0002-7281-505X (Г.С. Назаренко); 0000-0002-7844-4627 (А.В. Насонов); 0000-0001-9910-4501 (А.С. Крылов)



© 2023 Copyright for this paper by its authors.
Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

распространенных типов артефактов является размытие изображения. Эти артефакты возникают из-за складок тканей, дефектов слайда, несоответствия освещенности и неправильной калибровки снимающего оборудования, потери высоких частот при сжатии или фильтрации изображения [1], ошибки фокусировки или движения ткани во время съемки.

Медицинские учреждения ежедневно работают с большим количеством таких изображений, размер которых может достигать порядка $100\,000 \times 100\,000$ пикселей, в результате чего ручной анализ таких изображений на наличие артефактов неэффективен и трудозатратен. Возникает потребность в автоматизированных системах, способных самостоятельно выявлять артефакты, мешающие дальнейшему анализу изображения.

В работе предложен метод адаптивного обнаружения размытия на полнослайдовых гистологических изображениях, основанный на многомасштабном анализе коэффициентов дискретного косинусного преобразования и оценки степени резкости границ объектов на изображении. При разработке и тестировании метода использовался открытый набор данных PATH-DT-MSU [2] (рисунок 1).

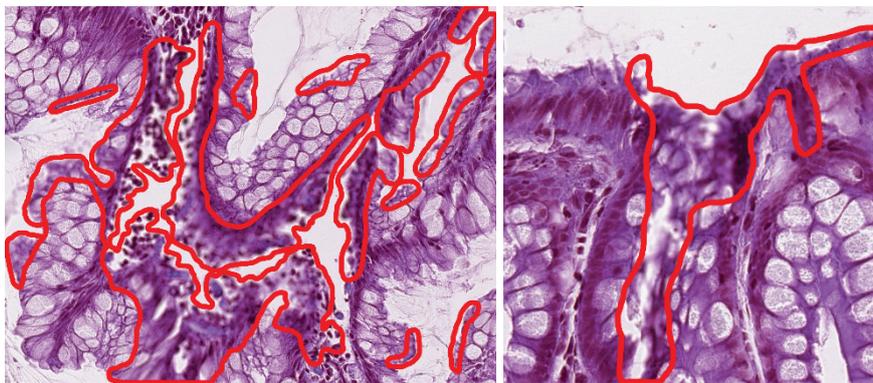


Рисунок 1 – Примеры фрагментов гистологических изображений из набора данных PATH-DT-MSU с артефактом размытия (области обведены красными линиями).

2. Предлагаемый метод

Адаптивный метод поиска размытых фрагментов на гистологических изображениях состоит из следующих этапов:

1. Обнаружение пространственно изменяющегося размытия с помощью применения высокочастотного многомасштабного преобразования [3].
2. Оценка степени резкости изображения на основе анализа границ объектов [4].
3. Объединение полученных результатов и построение маски размытых областей.

2.1 Метод обнаружения пространственно изменяющегося размытия

2.1.1 Высокочастотное многомасштабное преобразование (HiFST)

Дискретное косинусное преобразование (ДКП) — одно из самых популярных преобразований для многих задач компьютерного зрения и сжатия изображений. ДКП преобразует сигнал или изображение из пространственного представления в частотное. Коэффициенты ДКП соответствуют разным частотам, что может быть информативно для определения структуры изображения, в том числе определения степени его размытости. Широко известно, что размытие приводит к уменьшению амплитуд высоких частот изображения. На рисунке 2 приведен график отсортированных по возрастанию абсолютных значений амплитуд высокочастотных коэффициентов ДКП для резких и размытых участков гистологических

изображений, демонстрирующий заметную разницу в значениях высокочастотных коэффициентов для размытых и резких областей. Все последующие шаги описываемого подхода основаны на этом различии.

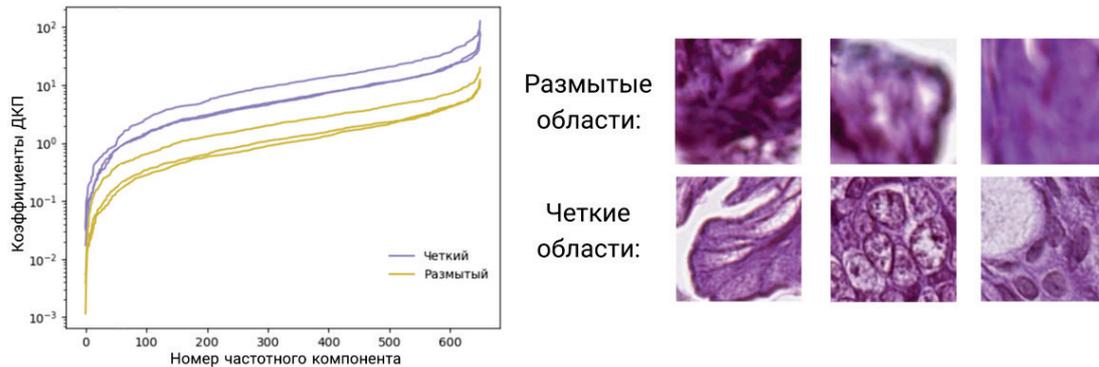


Рисунок 2 – График отсортированных по возрастанию абсолютных значений коэффициентов ДКП для размытых и четких фрагментов гистологических изображений.

Обозначим через I входное изображение в градациях серого размером $N_1 \times N_2$ пикселей. Через $P_{i,j}^M$ обозначим фрагмент изображения I размером $2M + 1 \times 2M + 1$ с центром в пикселе (i, j) , а через $K_{i,j}^M$ обозначим результат применения к $P_{i,j}^M$ ДКП:

$$K_{i,j}^M(u, v) = \frac{c(u)c(v)}{2M + 1} \sum_{s=0}^{2M} \sum_{t=0}^{2M} P_{i,j}^M(s, t) \cos\left(\frac{\pi(2s + 1)u}{2(2M + 1)}\right) \cos\left(\frac{\pi(2t + 1)v}{2(2M + 1)}\right), \quad (1)$$

$$c(p) = \begin{cases} 1, & p = 0 \\ \sqrt{2}, & p \neq 0 \end{cases}$$

В предлагаемом методе вычисленные коэффициенты ДКП для каждого патча (квадратный фрагмент изображения) делятся на три группы, а именно, на соответствующие низким, средним и высоким частотам [5]. Рисунок 3 иллюстрирует эти три группы коэффициентов на примере патча размером 7×7 пикселей.

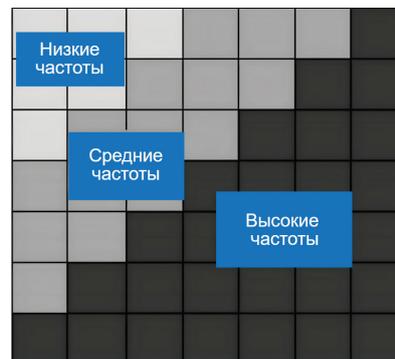


Рисунок 3 – Иллюстрация коэффициентов ДКП для блока 7×7 при их разделении на группы соответствия различным частотам.

Обозначим через $H_{i,j}^M$ вектор, состоящий из модулей высокочастотных коэффициентов ДКП патча $P_{i,j}^M$:

$$H_{i,j}^M = \{|K_{i,j}^M(u, v)| : u + v \geq 2M, 0 \leq u, v \leq 2M\}. \quad (2)$$

Рассмотрение только одного разрешения (размера патча) может оказаться недостаточным для определения размытия на изображении. Проблема выбора количества разрешений обсуждалась в [6, 7]. В этих работах было высказано утверждение о том, что человеческая зрительная система

при определении различных объектов на изображении достаточно сложным образом используется информация с различных разрешений. В связи с этим было предложено решать поставленную задачу сразу для нескольких размеров патчей (аналог использования нескольких разрешений), а затем агрегировать полученные результаты. Данный подход продемонстрировал более высокую эффективность. В данной работе мы также вводим преобразование, которое использует информацию с патчей разных размеров. Такое решение позволяет эффективнее определять как не слишком большие, так и более крупные участки размытия на изображении. Мы используем многомасштабную декомпозицию на высокочастотные коэффициенты следующим образом:

$$L_{i,j} = \text{sort} \left(\bigcup_{r=0}^m H_{i,j}^{M_r} \right), \quad (3)$$

где $H_{i,j}^{M_r}$ патч размером $2M_r + 1 \times 2M_r + 1$, где $M_r = 2^r$, а $\bigcup_{r=0}^m H_{i,j}^{M_r}$ означает объединение модулей высокочастотных коэффициентов ДКП, взятых со всех $m + 1$ разрешений. Таким образом, $L_{i,j}$ является вектором размерности $\sum_{r=0}^m \frac{(2M_r+1)^2 + 2M_r + 1}{2}$, но исходя из наблюдений вместо $\sum_{r=0}^m \frac{(2M_r+1)^2 + 2M_r + 1}{2}$ достаточно использования лишь первых $\sum_{r=0}^m 2M_r + 1$ [3] элементов для оптимизации работы метода.

Пусть $L_{i,j;t}$ — t -й элемент вектора $L_{i,j}$, а L_t — t -й слой, образованный путем взятия $L_{i,j;t}$ элемента во всех векторах $L_{i,j}$ каждого пикселя (i, j) изображения I . Размерность L_t совпадает с размерностью исходного изображения.

Результатом предложенного высокочастотного многомасштабного преобразования являются нормализованные слои \bar{L}_t :

$$\bar{L}_t = \frac{L_t - \min(L_t)}{\max(L_t) - \min(L_t)}. \quad (4)$$

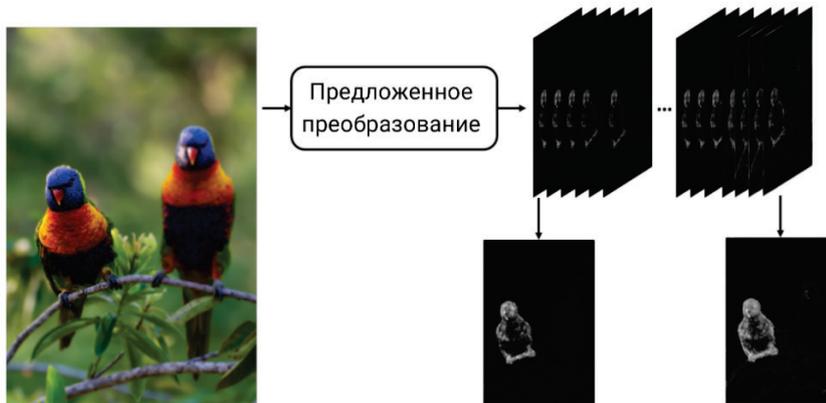


Рисунок 4 – Иллюстрация нормализованно-отсортированных слоев.

На рисунке 4 показан результат работы предложенного преобразования. Первый слой содержит нормированные наименьшие значения рассматриваемых частот. По мере увеличения номера слоя, слои начинают состоять из больших по абсолютному значению высокочастотных коэффициентов, тем самым все больше структур и границ объектов исходного изображения появляется на слоях, причем как для размытых, так и для не

размытых областей. Эти слои далее понадобятся для построения итоговой карты размытия.

2.1.2 Метод обнаружения размытия

Пусть дано входное изображение I в градациях серого, к которому применяется Гауссов фильтр с параметром $\sigma = 0.5$ для подавления высокочастотного шума. Пусть I_g обозначает изображение, полученное после применения фильтра Гаусса к входному изображению. Далее для I_g вычисляется карта величин градиентов G следующим образом:

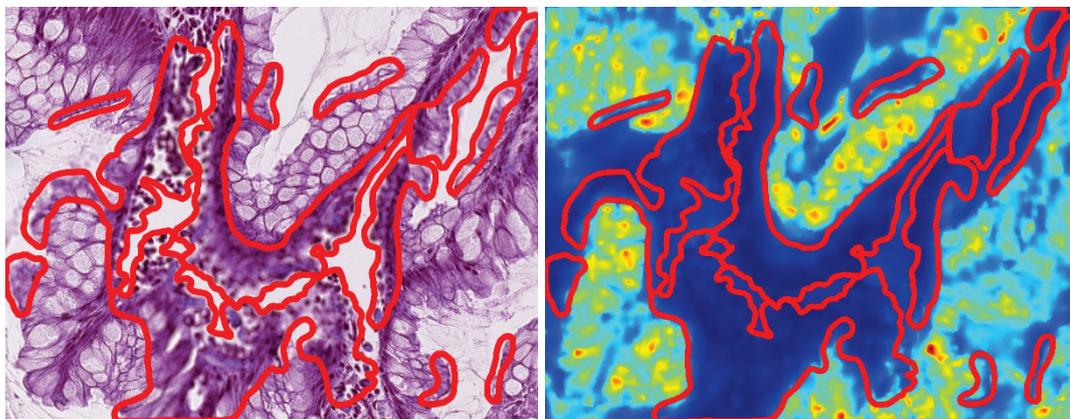
$$G = \sqrt{(I_g * h_x)^2 + (I_g * h_y)^2}, \text{ где } h_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, h_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Для карты градиентов G вычисляются слои по формуле (4). В результате искомая карта размытия изображения рассчитывается как:

$$D_{ij} = \max \left(\left\{ \bar{L}_t(i, j) : t = 1 \dots \sum_{r=1}^m 2M_r + 1 \right\} \right) \quad 0 \leq i \leq N_1 - 1, \quad 0 \leq j \leq N_2 - 1. \quad (6)$$

Окончательная карта размытия D сглаживается при помощи фильтра [8]. Основная идея такой фильтрации заключается в том, что вместо 2D фильтрации используются несколько итераций 1D фильтрации как по горизонтальной, так и по вертикальной оси. Каждая строка или столбец пикселей исходного изображения представляет из себя одномерный сигнал, к этому сигналу применяется специальное преобразование координат, сохраняющее геодезическое расстояние между точками входного сигнала. К преобразованному сигналу применяется одномерный рекурсивный RF фильтр, после чего происходит обратное преобразование координат. Такой подход позволяет произвести сглаживание без потери границ объектов на изображении, а также уменьшить время работы сглаживания за счет одномерной фильтрации вместо двухмерной.

На рисунке 5 приведены примеры карт размытия. Чем темнее область на карте размытия, тем сильнее размыта эта область на исходном изображении.



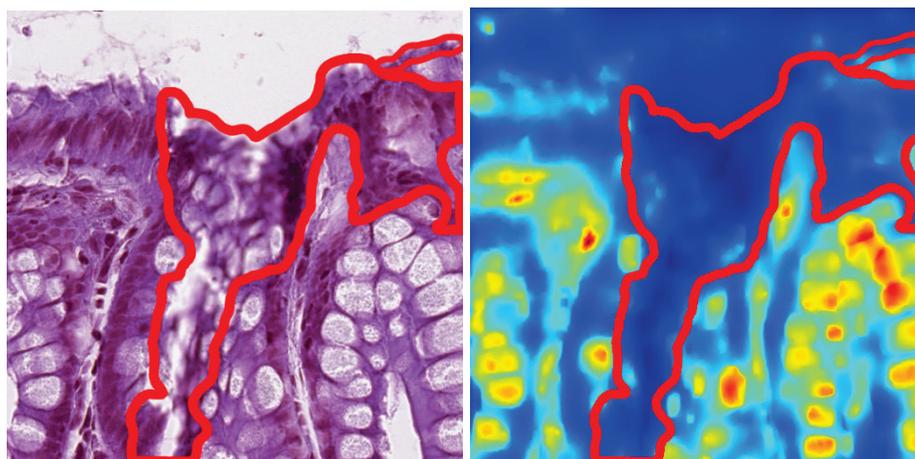


Рисунок 5 – Визуализация карты размытия D (6) для двух гистологических изображений с отмеченными красным областями размытия.

2.2 Оценка четкости изображения

Границей объекта на изображении (edge) называется область неоднородности или область перехода между двумя различными по интенсивности областями изображения. На рисунке 6 приведен пример границы, а именно, переход между фоном и краем шляпы на изображении. На рисунке 6 проведена красная горизонтальная линия, пересекающая вертикальную границу, а также график, демонстрирующий скачок интенсивности в области перехода между двумя областями однородности.

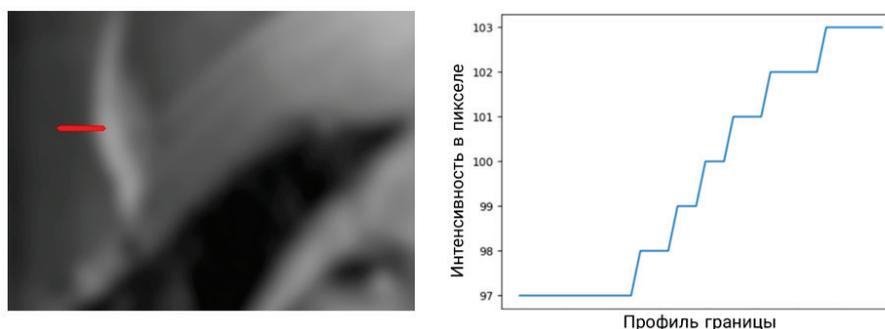


Рисунок 6 – Иллюстрация границы на изображении.

При анализе изображения будем рассматривать его горизонтальные, вертикальные и диагональные границы. Все описываемые далее по тексту действия выполняются аналогичным образом для всех 4 типов границ [4], поэтому рассмотрим лишь горизонтальные границы.

Входное изображение в градациях серого I фильтруется с помощью медианного фильтра с ядром размера 3×3 для подавления выбросов на изображении. Обозначим через I_m входное изображение, подвергнутое медианной фильтрации.

Вычислим ΔDoM — разность разностей медианно-фильтрованного изображения. Для вычисления ΔDoM в горизонтальном направлении используется формула (9):

$$\Delta DoM_x(i, j) = [I_m(i + 2, j) - I_m(i, j)] - [I_m(i, j) - I_m(i - 2, j)]. \quad (7)$$

$\Delta DoM_x(i, j)$ будет больше для пикселей принадлежащих более резким границам на изображении. Далее рассматриваются лишь абсолютные значения $\Delta DoM_x(i, j)$, поскольку нас интересует лишь степень наклона границы.

$\Delta DoM_x(i, j)$ является дискретной аппроксимацией второй производной, интегрируя или в дискретном случае суммируя $\Delta DoM_x(i, j)$ вдоль окна размера $2h + 1$ ($h = 2$) получаем сумму:

$$\sum_{i-h \leq k \leq i+h} |\Delta DoM_x(i, j)|. \quad (8)$$

Так как с увеличением контрастности субъективная человеческая оценка степени размытости изображения уменьшается [9], то для суммы (8) требуется нормализация на величину контрастности C в локальной окрестности размера $2h + 1$ ($h = 2$) пикселя (i, j) :

$$C_{ij} = \sum_{k=i-2}^{i+2} |I_m(k, j) - I_m(k-1, j)|. \quad (9)$$

Оценка степени резкости $S_x(i, j)$ пикселя (i, j) в направлении горизонтальной оси считается как отношение (8) к величине контрастности (9):

$$S_x(i, j) = \frac{\sum_{i-h \leq k \leq i+h} |\Delta DoM_x(i, j)|}{\sum_{k=i-2}^{i+2} |I_m(k, j) - I_m(k-1, j)|}. \quad (9)$$

Оценка степени четкости изображения основывается на оценках степени четкости вдоль горизонтальных, вертикальных и диагональных границ. Карта горизонтальных границ вычисляется по формуле: $I_l = \frac{I * H}{\max(I * H)}$, где $I * H$ — свертка I с одномерным фильтром $H = \left[-\frac{1}{2}, 0, \frac{1}{2}\right]$ в вертикальном направлении. Пиксели (i, j) со значениями в I_l , превышающими порог 0,0001 (выбор данного порога описан в [4]), считаются принадлежащими горизонтальным границам объектов исходного изображения I .

Оценки резкости $S_x(i, j)$ вычисляются по формуле (9) лишь для тех пикселей медианно-фильтрованного изображения I_m , которые в I принадлежат горизонтальным границам. Пиксель считается резким, если значение его резкости $S_x(i, j)$ больше порогового значения $T = 2$ (такое значение было выбрано эмпирически при реализации метода). Аналогичные действия и вычисления оценок резкости выполняются так же для пикселей вертикальных и диагональных границ.

Оценка четкости вдоль одного направления считается как отношение числа резких граничных пикселей к общему числу всех граничных пикселей одного направления:

$$R_x = \frac{Sp_x}{Ep_x}, \quad R_y = \frac{Sp_y}{Ep_y}, \quad R_{diag1} = \frac{Sp_{diag1}}{Ep_{diag1}}, \quad R_{diag2} = \frac{Sp_{diag2}}{Ep_{diag2}}, \quad (10)$$

где Sp_i это количество резких пикселей границ одного направления, а Ep_i общее количество граничных пикселей этого направления.

Итоговая оценка четкости изображения S_I считается как:

$$S_I = \frac{1}{2} \sqrt{R_x^2 + R_y^2 + R_{diag1}^2 + R_{diag2}^2}. \quad (11)$$

На рисунке 7 приведены как размытые, так и четкие фрагменты гистологических изображений, для которых посчитаны значения S_I .

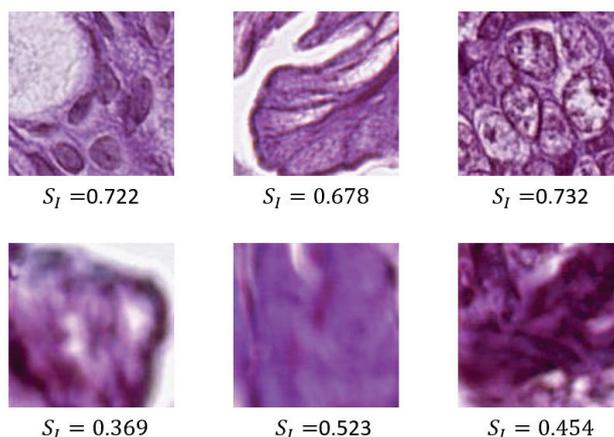


Рисунок 7 – Оценки четкости для различных фрагментов гистологических изображений.

2.3 Общий алгоритм работы метода

Дано входное изображение I , для инвариантности к средней интенсивности изображений это изображение нормируется по параметру *value* цветового пространства HSV [10] способом описанным в [11]. Далее это изображение переводится в изображение в градациях серого и для него строится карта размытия способом, описанным в разделе 2.1.2. Детекция размытия осуществляется при помощи скользящего окна размером 64×64 пикселя с шагом в 32 пикселя как по вертикальной, так и по горизонтальной оси, тем самым, учитывая размеры изображений, подаваемых на вход алгоритму, задачу сегментации размытия можно заменить задачей классификации патчей на два класса – резкие и размытые. Патч считается размытым при одновременном выполнении трех условий:

1. Патч принадлежит темной зоне на карте размытия. Если среднее значение D (6) в патче превышает 80, то патч считается резким (карта размытия рассматривается в градациях серого).
2. Патч не принадлежит фону. Области фона определяются как размытые, однако, они не представляют интереса для дальнейшего анализа, поэтому имеет смысл их исключать из дальнейшего рассмотрения. В данной работе патчи исключаются путём применения порога к средней интенсивности патча: патчи, средняя интенсивность которых превышает 170, классифицируются как фон.
3. Для всех остальных патчей анализируется пара значений (D, S_I) . Патчи из обучающей выборки были сгруппированы по значению D , для каждой из групп путём максимизации метрики F_1 было определено пороговое значение $S_I(D)$, ниже которого патч классифицируется как размытый. Полученный график $S_I(D)$ приведён на рисунке 8.

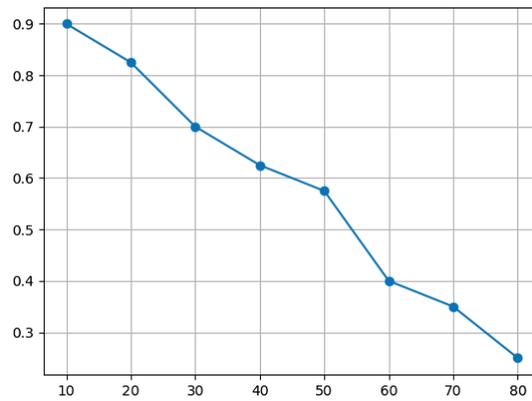


Рисунок 8 – Полученный график пороговых значений S_l (ось ординат) в зависимости от D (ось абсцисс).

В пункте 2 был приведен порог интенсивности фоновых патчей равный 170, он был получен следующим образом: на базе набора данных PATH-DT-MSU был создан набор фоновых патчей размера 64×64 с предварительной нормализацией параметра *value* в цветовом пространстве HSV также способом описанным в [11] и конвертацией патчей в изображения в градациях серого. Для каждого такого патча считалась средняя интенсивность, а затем для массива полученных значений был высчитан 0.1 квантиль, оказавшийся равным 170. Тем самым патчи, интенсивность которых была больше 170, исключались из рассмотрения.

Общая схема работы предложенного метода приведена на рисунке 9.



Рисунок 9 – Общий алгоритм работы метода.

3. Метрики оценки качества работы метода

Метрика F_1 определяется как:

$$F_1 = 2 \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (12)$$

Precision и *recall* используют в своем определении понятия TP (true positive), FP (false positive), TN (true negative) и FN (false negative).

- Пусть патч называется TP, если по мнению метода он размыт, притом в действительности он является размытым.
- Пусть патч называется FP, если по мнению метода он размыт, притом в действительности он является неразмытым.
- Пусть патч называется TN, если по мнению метода он не размыт, притом в действительности он является неразмытым.
- Пусть патч называется FN, если по мнению метода он не размыт, притом в действительности он является размытым..

Precision представляет собой точность классификации положительного класса:

$$Precision = \frac{\sum TP}{\sum (TP + FP)}. \quad (13)$$

Recall представляет собой полноту обнаружения положительного класса:

$$Recall = \frac{\sum TP}{\sum (TP + FN)}. \quad (14)$$

Еще одной метрикой, используемой в работе, является Intersection-over-Union (IoU) — метрика степени пересечения между двумя объектами (рисунок 10). Чем выше значение метрики, тем сильнее объекты накладываются друг на друга.

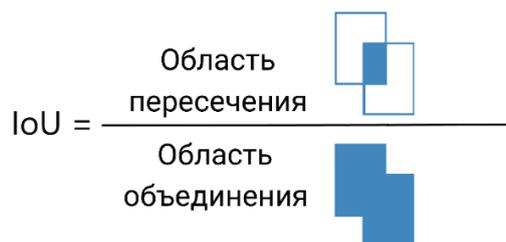


Рисунок 10 – Иллюстрация понятия Intersection-over-Union

4. Численная оценка качества работы предлагаемого метода

С использованием набора данных PATH-DT-MSU были созданы 2 набора гистологических изображений с примененным к ним искусственным размытием по Гауссу — обучающий и тестовый. Обучающая выборка состояла из 60 изображений размером 1500×1500 пикселей, а тестовый набор — из 40 изображений того же размера. Параметры метода выбирались исходя из максимизации метрики F_1 на обучающем наборе данных с $\sigma = 3$ (при таком параметре искусственного размытия по Гауссу размытие выглядело наиболее реалистично).

Для обоснования эффективности работы предлагаемого метода, проведем сравнение его с другими известными методами, не требующими дополнительной информации для обнаружения размытия, такими как [12] и [13]. В [13] используется свертка с оператором Лапласа и анализ ее дисперсии, а в [12] используются спектральные, градиентные и цветовые характеристики изображения для определения размытия на изображении. Также проведено сравнение с обоими описанными ранее подходами [3] и [4] по отдельности без их композиции в виде предлагаемого метода. Каждый из методов настраивал свои параметры, максимизируя метрику F_1 на обучающем наборе данных из 15 изображений с искусственным размытием ($\sigma = 3$).

Таблица 1 – Значения метрик методов при размытии с $\sigma = 3$.

| Методы | σ | Precision | Recall | IoU | F_1 |
|----------------|----------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Предложенный | 3 | 0.871 | 0.876 | 0.715 | 0.873 |
| Bansal [13] | | 0.762 | 0.771 | 0.610 | 0.766 |
| Liu [12] | | 0.841 | 0.830 | 0.667 | 0.835 |
| Golestaneh [3] | | 0.838 | 0.824 | 0.644 | 0.830 |
| Kumar [4] | | 0.859 | 0.855 | 0.672 | 0.856 |

Таблица 2 – Значения метрик методов при размытии с $\sigma = 5$.

| Методы | σ | Precision | Recall | IoU | F ₁ |
|----------------|----------|--------------|--------------|--------------|----------------|
| Предложенный | 5 | 0.881 | 0.890 | 0.723 | 0.885 |
| Bansal [13] | | 0.781 | 0.817 | 0.620 | 0.798 |
| Liu [12] | | 0.833 | 0.875 | 0.659 | 0.851 |
| Golestaneh [3] | | 0.834 | 0.853 | 0.651 | 0.843 |
| Kumar [4] | | 0.853 | 0.848 | 0.666 | 0.850 |

Таблица 3 – Значения метрик методов при размытии с $\sigma = 10$.

| Методы | σ | Precision | Recall | IoU | F ₁ |
|----------------|----------|--------------|--------------|--------------|----------------|
| Предложенный | 10 | 0.892 | 0.887 | 0.731 | 0.889 |
| Bansal [13] | | 0.785 | 0.836 | 0.633 | 0.809 |
| Liu [12] | | 0.826 | 0.927 | 0.641 | 0.873 |
| Golestaneh [3] | | 0.821 | 0.871 | 0.643 | 0.845 |
| Kumar [4] | | 0.821 | 0.842 | 0.631 | 0.831 |

Таблица 4 – Значения метрик методов при размытии с $\sigma = 20$.

| Методы | σ | Precision | Recall | IoU | F ₁ |
|----------------|----------|--------------|--------------|--------------|----------------|
| Предложенный | 20 | 0.902 | 0.901 | 0.755 | 0.901 |
| Bansal [13] | | 0.801 | 0.851 | 0.652 | 0.824 |
| Liu [12] | | 0.782 | 0.962 | 0.640 | 0.862 |
| Golestaneh [3] | | 0.805 | 0.930 | 0.614 | 0.862 |
| Kumar [4] | | 0.805 | 0.821 | 0.591 | 0.812 |

В таблицах 1–4 приведены значения 4 метрик: Precision, Recall, IoU и F₁ в зависимости от параметра σ искусственного размытия примененного к тестовому набору данных из 70 изображений.

Довольно скромные значения метрики IoU объясняются тем, что это метрика не совсем подходит под выбранный способ поблочовой детекции размытия. Рассматриваемые

гистологические изображения имеют размер порядка 100000×100000 пикселей и патчи размером в 64×64 пикселя с достаточно хорошей точностью покрывают зоны размытия таких изображений. Искусственные зоны размытия не были специальным образом расположены под шаг скользящего окна, а их размеры (длина и ширина) не кратны размеру окна (64×64). Поэтому невозможно добиться точного наложения патчей на зоны размытия, более того некоторые патчи, отмеченные классификатором как размытые, не имеют пересечений с искусственным размытием, что не так критично, учитывая размеры входных изображений, однако это сильно сказывается на значении метрики IoU. Тем не менее значения этой метрики приведены для описания качества работы метода в целом.

5. Заключение

В рамках данной статьи был предложен метод адаптивного обнаружения размытия на полнослайдовых гистологических изображениях. Метод продемонстрировал достойное качество работы на изображениях с синтетическим размытием, а также показал свою эффективность в обнаружении размытия на изображениях из набора данных PATH-DT-MSU, о чем свидетельствуют рисунки 11 и 12, на которых приведены результаты обнаружения реального размытия на изображениях из этого набора данных. Красным вручную обведены зоны размытия, которые необходимо обнаружить, а зеленое покрытие представляет собой результат работы метода по детекции этих зон.

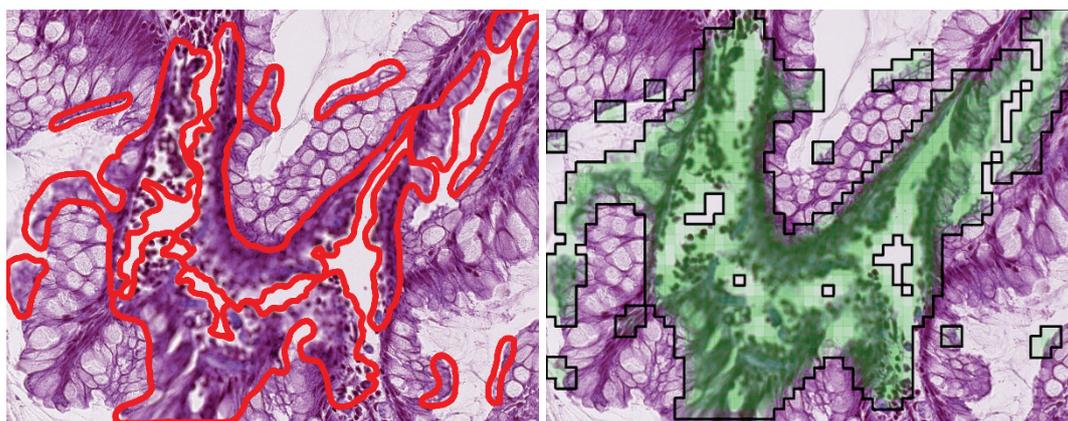


Рисунок 11 – Пример работы алгоритма.

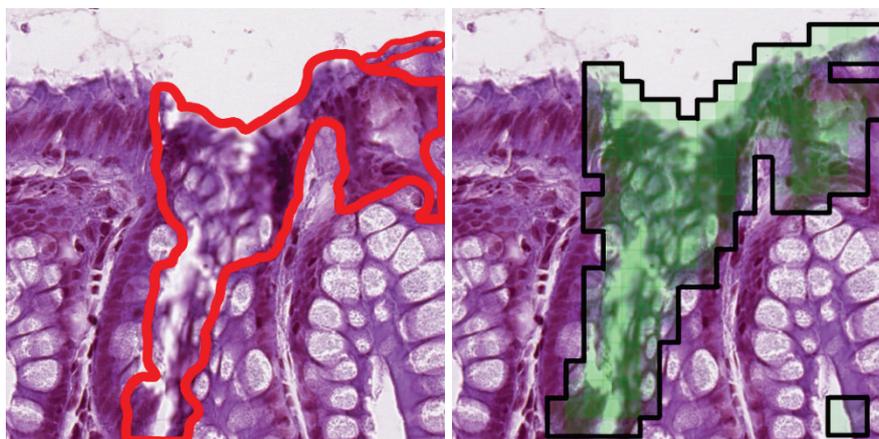


Рисунок 12 – Пример работы алгоритма.

6. Благодарности

Работа выполнена при поддержке гранта Российского Научного Фонда 22-41-02002.

7. СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- [1] Wu H. et al. Detection of blur artifacts in histopathological whole-slide images of endomyocardial biopsies //2015 37th annual international Conference of the IEEE Engineering in Medicine and biology society (EMBC). – IEEE, 2015. – pp. 727-730.
- [2] PATH-DT-MSU Dataset.
<https://imaging.cs.msu.ru/en/research/histology/path-dt-msu>.
- [3] Alireza Golestaneh S., Karam L. J. Spatially-varying blur detection based on multiscale fused and sorted transform coefficients of gradient magnitudes //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2017. – pp. 5800-5809.
- [4] Kumar J., Chen F., Doermann D. Sharpness estimation for document and scene images //Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012). – IEEE, 2012. – pp. 3292-3295.
- [5] Langelaar G. C., Setyawan I., Lagendijk R. L. Watermarking digital image and video data. A state-of-the-art overview //IEEE Signal processing magazine. – 2000. – Vol.17. – No.5. – pp. 20-46.
- [6] Shi J., Xu L., Jia J. Discriminative blur detection features //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2014. – pp. 2965-2972.
- [7] Yan Q. et al. Hierarchical saliency detection //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2013. – pp. 1155-1162.
- [8] Gastal E. S. L., Oliveira M. M. Domain transform for edge-aware image and video processing //ACM SIGGRAPH 2011 papers. – 2011. – pp. 1-12.
- [9] Ferzli R., Karam L. J. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB) //IEEE transactions on image processing. – 2009. – Vol. 18. – No. 4. – pp. 717-728.
- [10] Ronja. HSV Color Space [Электронный ресурс].–Электрон.дан.–URL: www.ronja-tutorials.com.
- [11] Yuki Mochizuki. Normalize image brightness [Электронный ресурс].–Электрон.дан. – URL: <https://cvtech.cc/std/>
- [12] Liu R., Li Z., Jia J. Image partial blur detection and classification //2008 IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – IEEE, 2008. – pp. 1-8.
- [13] Bansal R., Raj G., Choudhury T. Blur image detection using Laplacian operator and Open-CV //2016 International Conference System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART). – IEEE, 2016. – pp. 63-67.