

# Метод поиска эффективной последовательности алгоритмов обработки медицинских данных при сегментации анатомических структур сердца

В.В. Данилов<sup>1</sup>, И.П. Скирневский<sup>1</sup>, О.М. Гергет<sup>1</sup>  
viacheslav.v.danilov@gmail.com | skirnevskiy@tpu.ru | gerget@tpu.ru  
<sup>1</sup>Томский Политехнический Университет, Томск, Россия

*В работе рассматривается способ определения эффективной последовательности операций при обработке медицинских изображений, в частности, операций, связанных с задачей контурирования анатомических структур сердца. Во-первых, мы представляем новую метрику Индекс оптимальности, которая является средневзвешенным коэффициентом и метрик точности, а также среднего времени выполнения каждого алгоритма. Данный индекс позволяет оценить, насколько быстро и точно выполняет обработку каждый алгоритм. Значение индекса оптимальности нормализовано и варьируется от 0 до 1, что облегчает сравнение различных подходов. Во-вторых, в работе сравниваются наиболее известные методы фильтрации, повышения контраста и сегментации, а все полученные результаты анализируются с использованием введенного индекса оптимальности. На этапе удаления цифрового шума были использованы такие фильтры как: медианный фильтр, фильтр полной вариации, билатеральный фильтр, фильтр потока кривизны, фильтр нелокального среднего и фильтр сдвига среднего. В качестве методов сегментации были применены следующие алгоритмы: метод сегментации водоразделами, кластеризация, сегментация выращиванием регионов, морфологическая сегментация, сегментация на основе графов и сегментация изолиниями. Все исследования проводились на статическом кадре из серии изображений, полученных в рамках эхокардиографического исследования сердца.*

**Ключевые слова:** эхокардиография, УЗИ сердца, фильтрация, сердце, сегментация.

## A method for effective sequence searching of algorithms processing medical data during segmentation of anatomical structures of the heart

V.V. Danilov<sup>1</sup>, I.P. Skirnevskiy<sup>1</sup>, O.M. Gerget<sup>1</sup>  
viacheslav.v.danilov@gmail.com | skirnevskiy@tpu.ru | gerget@tpu.ru  
<sup>1</sup> Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russia

*The paper considers a method for determining the effective sequence of steps during the processing of medical images, in particular, related to the problem of delineation the anatomical structures of the heart. First, we proposed the metric called the Optimality Index (OI) that is a weighted average of several accuracy coefficients, indices, and mean processing time. The metric allows to estimate how fast and accurate each image processing algorithm is. Moreover, the Optimality Index varies from 0 to 1, which facilitates the comparison of different approaches. The second thing is concerned with comparison of filtering, sharpening, and segmentation technique. All the obtained results are analysed and interpreted by dint of the new metric (OI). During noise reduction step, we compared Median filter, Total Variation filter, Bilateral filter, Curvature Flow filter, Nonlocal Means filter, and Mean Shift filter. To clarify the borders of anatomical structures we used Linear sharpen. Lastly, we applied Watershed segmentation, Clusterization, Region growing segmentation, Morphological segmentation, Image Foresting segmentation, and Isoline delineation as segmentation techniques. All the research studies were performed on a static frame from a series of images obtained as part of an echocardiographic study of the heart.*

**Keywords:** echocardiography, cardiac ultrasound, filtering, heart, segmentation.

### 1. Введение

В настоящее время сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ) являются одной из самых распространенных причин смерти в мире. По данным Всемирной организации здравоохранения, в 2012 году из-за расстройств, связанных с сердцем, умерло около 17,5 миллионов человек, что составляет 31% всех смертей [24]. На данный момент превентивные меры, позволяющие спрогнозировать риск появления ССЗ на основе не инвазивного исследования, продолжают набирать популярность. Очевидным преимуществом прогнозирования или выявления заболевания на ранних стадиях является относительная простота лечения, отсутствие необходимости оперативного вмешательства и значительное снижение рисков осложнения после лечения заболевания на поздних стадиях.

Сегментация медицинских изображений, в частности сегментация отделов сердца, играет важную роль, как в качественном, так и в количественном анализе, а её основной целью является извлечение определенных регионов интереса и оценка их характеристик.

В настоящее время одним из наиболее распространенных методов диагностики сердца является ультразвуковое исследование (УЗИ), обеспечивающее визуализацию сердечных структур в разных плоскостях. Сегментация анатомических структур сердца на основе данных ЭхоКГ является решающим этапом расчета основных клинических показателей, таких как толщина стенок, фракция выброса, аномалии движения стенки, масса сердца, объем предсердий и желудочков и т.д.

Сегодня ручное получение контуров, сделанное клиницистом, является самой популярной техникой при выполнении сегментации сердца. Однако, по мимо того, что ручная разметка очень трудоемкая и монотонная задача, ключевой проблемой является то, что результаты контурирования оцениваются только визуально. Подобная субъективная оценка, с учетом большой физической и умственной нагрузки, может привести к серьезным ошибкам и проблемам на последующих стадиях исследования.

Таким образом, существует потребность внедрения автоматизированных систем, позволяющих не только выполнять сегментацию анатомических структур сердца в автоматизированном или полу автоматическом режимах, но

и проводить объективную оценку полученных результатов. В связи с этим, основной целью данной работы был поиск метода для объективной оценки качества работы алгоритмов обработки цифровых изображений. В исследовании также освещаются последовательности методов фильтрации и сегментации, дающие в связке наилучшие результаты при обработке данных эхокардиографии.

## 2. Материалы и методы

Основным предположением, лежащим в основе данной работы, является то, что сегментация камер сердца будет более точной, надежной и быстрой, только в том случае, если поток обработки изображений (workflow) будет состоять из оптимальных этапов фильтрации, повышения резкости и сегментации.

Материалами данного исследования служат наборы данных 2D ЭхоКГ, которые были получены на свином сердце с использованием преобразователя X7-2, эхокардиографа Philips iE33 и программного обеспечения PSS5.1 Ultrasound. Обработка данных осуществлялась на компьютере со следующими характеристиками: Intel Core i7-4820K 3.7GHz CPU и NVIDIA GeForce 960 GT.

Основной поток обработки состоит из нескольких шагов, а именно: чтение данных, фильтрация, повышение резкости, сегментация, пост-процессинг и оценка точности. Главные шаги потока обработки указаны ниже.

1. Фильтрация. В работе использовались наиболее популярные алгоритмы удаления цифрового шума при обработке изображений:
  - a. Медианный фильтр [25, 26].
  - b. Фильтр полной вариации [5, 17].
  - c. Билатеральный фильтр [13, 22].
  - d. Фильтр потока кривизны [14].
  - e. Фильтр нелокального среднего [3, 4].
  - f. Фильтр сдвига среднего [6].
2. Повышение резкости. Данная техника используется для повышения визуальной чёткости изображения. В работе рассматривается линейный алгоритм увеличения резкости с помощью метода нерезкого маскирования (unsharp masking) [7]. Также был рассмотрен метод деконволюции, который позволяет проводить более качественную обработку за счёт широкого спектра параметров и определения типа и «формы» шума. В работе используется только линейный алгоритм, так как этап повышения резкости не является ключевым, а используется как дополнительный шаг в целях улучшения визуального отображения.
3. Сегментация. Для сравнения было выбрано 6 различных техник сегментации:
  - a. Сегментация водоразделами [1, 20].
  - b. Кластеризация [12].
  - c. Сегментация выращиванием регионов [2, 16].
  - d. Морфологическая сегментация
  - e. Сегментация на основе графов [10].
  - f. Сегментация на основе изолиний.
4. Пост-процессинг. Этап включает процедуры, которые обрабатывают связанные области после сегментации.

На этапе пост-процессинга мы использовали математическую морфологию, которая была первоначально предложена Ж. Серра [19]. Для оценки точности работы алгоритмов в качестве дополнительных показателей, были оценены: общее количество пикселей и доля, охватываемая каждым регионом; индекс структурного сходства [23]. Для сравнения областей автоматического и ручного сегментирования были вычислены три метрики, такие как индекс Сёрнсена-Дайса [21] [8], индекс Жаккара [11] и

коэффициент корреляции. Для оценки точности и расстояния между контурами была применена модифицированная дистанция Хаусдорфа [9].

Основная концепция работы основана на использовании последовательного применения методов из основного потока обработки изображений, указанного на рис. 1.

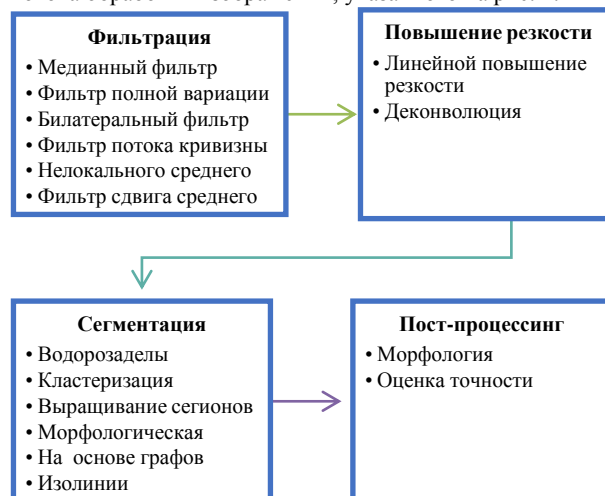


Рис. 1. Рабочий поток обработки изображений.

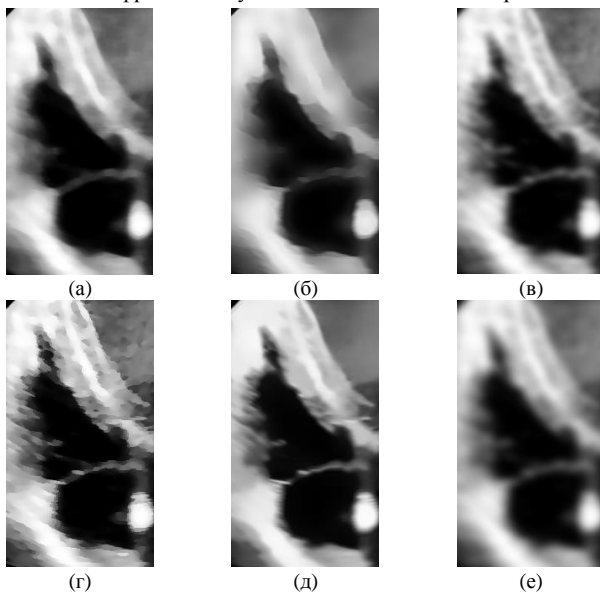
Одной из главных сложностей исследования с помощью такого подхода является проблематичность оценки всех вариантов рабочего процесса. Например, для выбранных нами алгоритмов общее число вариантов рабочего потока равно 72. Чтобы объективно оценить наилучший путь рабочего процесса, мы построили ориентированный граф, вершинами которого являются процедуры обработки изображений, а именно: фильтрации, повышения резкости и сегментации. При прохождении любого пути оцениваются время выполнения алгоритма на каждом блоке и ошибки сегментации. Эти две метрики позволяют судить о том, насколько точно и быстро выполняется выбранная комбинация алгоритмов.

## 3. Результаты

### 3.1 Фильтрация

При решении задачи удаления цифрового шума с изображения следует учитывать, что каждый фильтр имеет различное поведение и параметры, такие как: размер ядра, связанность, регуляризация, пространственное распространение и др. Более того, разные фильтры корректно работают только с определенным типом цифрового шума. В нашем исследовании параметры каждого фильтра были выявлены эмпирически. Под оптимальными принимались такие параметры, при которых метод удалял цифровой шум и в тоже время не изменял структуру границ объектов. На рис. 2 приведен регион правого сердца после этапа фильтрации.

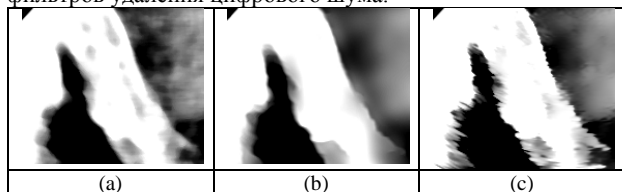
Как можно увидеть из рис. 2, большинство фильтров при корректной настройке параметров справляются с задачей удаления цифрового шума без значительного размытия



**Рис. 2.** Фильтрация региона правого сердца: (а) Медианный фильтр, (б) Фильтр полной вариации, (в) Билатеральный фильтр, (г) Фильтр потока кривизны, (д) Фильтр нелокального среднего, (е) Фильтр сдвига среднего. Тем не менее, фильтр потока кривизны разрывает и повреждает границы объектов, что может оказать отрицательное влияние на последующих этапах обработки.

### 3.2 Увеличение контраста

Линейные алгоритмы увеличения контраста, основанные на производных первого и второго порядка (в частности, Лапласиан) могут использоваться наряду с нелинейными вариантами на основе градиента или нечетких множеств. В нашей работе использованы линейные алгоритмы контрастирования. Стоит отметить, что радиус окна варьировался в процессе эксперимента от 15 до 60 пикселей. На рис. 3 показан фрагмент эхокардиографии, на котором изображена верхушка правого желудочка после применения алгоритма увеличения контраста для различных фильтров удаления цифрового шума.



**Рис. 3.** Повышение контраста изображения после использования: (а) Медианного фильтра, (б) Фильтра полной вариации, (в) Билатерального фильтра.

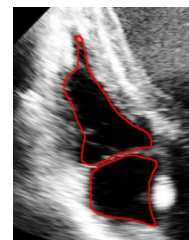
После двух шагов, а именно, удаления цифрового шума и увеличения контраста фильтр потока кривизны значительно повреждает границы изображения. Причиной подобного рода искажения может быть либо неспособность корректной работы данного фильтра с изображениями эхокардиографии в силу особенностей структуры, разрешения и типа шума, либо некорректно подобранные параметры алгоритма.

Очевидно, что комбинация алгоритмов фильтрации может быть более эффективной при решении задач удаления цифрового шума без искажения входных данных. Данные исследования проводились в работах [15, 18]. Так, комбинация фильтра Гаусса и Лапласиана или алгоритм Марра-Хильдрета могут быть эффективной связке.

Сочетание билатерального фильтра и фильтра Гаусса также значительно снижает среднеквадратическую ошибку и увеличивает значение индекса подобия. Однако, в работе не освещаются комбинации алгоритмов так как это выходит за рамки предметной области, а именно исследования механизмов объективной оценки алгоритмов обработки изображений.

### 3.3 Сегментация

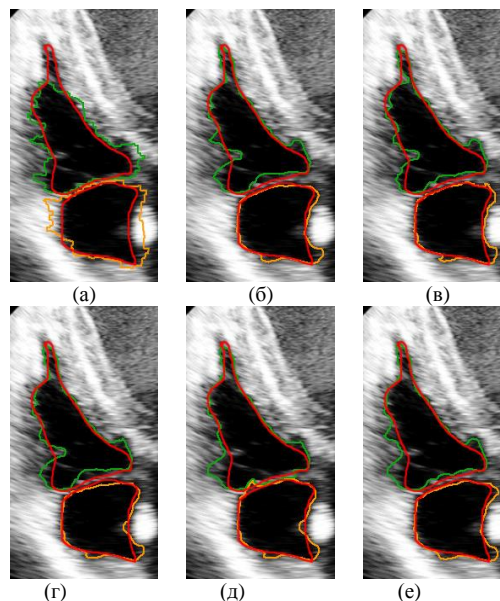
Чтобы правильно оценить точность автоматических методов сегментации в исследовании использовались вручную размеченные изображения. Контурирование было выполнено опытным врачом-кардиологом (рис. 4).



**Рис. 4.** Ручное выделение регионов, выполненное врачом-кардиологом.

Суть анализа точности алгоритмов автоматической сегментации заключалась в сравнении полученных результатов для каждого из методов с контуром, полученным вручную.

Результаты работы алгоритмов сегментации представлены на рис. 5.



**Рис. 5.** Контурсы региона правого сердца: (а) Сегментация водорозделами, (б) Кластеризация, (в) Сегментация выращивание регионов, (г) Морфологическая сегментация, (д) Сегментация на основе графов, (е) Изолинии.

Зеленые и желтые контуры, описывающие правый желудочек и правое предсердие соответственно, были получены с помощью морфологических преобразований. Каждый контур представляет из себя разность между изображениями после эрозии и дилатации (1).

$$g(x, y) = e(x, y) - d(x, y), \quad (1)$$

где  $g(x, y)$  – выходное изображение с контурами,

$e(x, y)$ ,  $d(x, y)$  – изображение после эрозии, и дилатации соответственно.

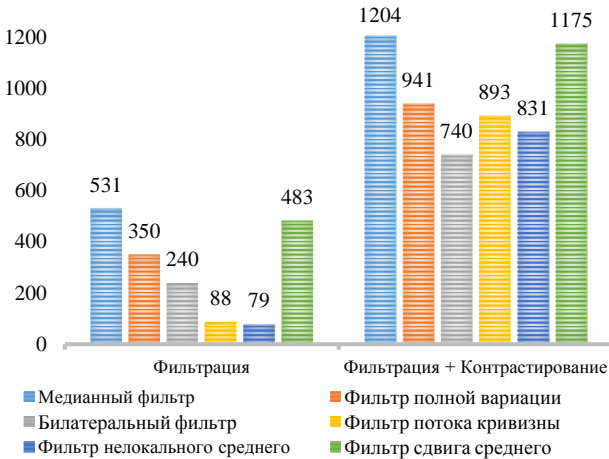
В нашей работе мы получили толщину контура в 2 пикселя. Как можно заметить из рис. 5, автоматическое выделение не такое гладкое, как ручное, что свидетельствует о наличии ошибок. Однако, искажения

подобного рода можно нейтрализовать или свести к минимуму за счет морфологических операций или легкой фильтрацией.

**4. Количественная оценка**

**4.1 Оценка методов фильтрации и контрастирования**

Используемыми в повсеместной практике метриками для количественной оценки и сравнения качества работы алгоритмов удаления цифрового шума и методов увеличения контраста являются: среднеквадратическая ошибка (СКО, MSE), отношение сигнал/шум (ОСШ, SNR), пиковое отношение сигнала к шуму (ПОСШ, PSNR) и индекс структурного сходства (ИСС, SSIM). Мы вычислили все метрики для различных стадий. На рис. 6 приведены значения MSE после фильтрации и контрастирования входного изображения.



**Рис. 6.** Среднеквадратическая ошибка между фильтрованным, контрастированным и исходным изображениями для различных фильтров.

Как представлено на рис. 6, на этапе удаления цифрового шума наиболее эффективными являются Фильтр потока кривизны и нелокального среднего. Однако, в связке с алгоритмом увеличения контраста лучший результат показал Билатеральный фильтр. Следует отметить, что медианный фильтр и Фильтр сдвига среднего значительно ухудшают изображение.

Для метрики ОСШ и ПОСШ, согласно полученным данным, фильтр Нелокального среднего и Фильтр потока кривизны более устойчивы к шуму, в то время как Медианный фильтр и Фильтр сдвига среднего имеют самые низкие значения ОСШ, что говорит о низкой эффективности фильтров при решении задач подавления цифрового шума.

Очевидно, не имеет никакого смысла сравнивать между собой СКО и ОСШ, ПОСШ и ИСС, так как они имеют разные масштабы, а некоторые из них оперируют только абсолютными значениями. Для решения этой проблемы в работе была введена новая метрика комплексной оценки качества изображений после этапов фильтрации – Коэффициент оптимальности (3). Метрика позволяет анализировать данные разных типов и позволяет идентифицировать лучший алгоритм фильтрации цифровых изображений. Аргументы данной метрики нормализованы в масштабе от 0 до 1. В работе использовался линейный метод нормализации (2):

$$y_n = \frac{y_i - y_{min}}{y_{max} - y_{min}}, \quad (2)$$

где  $y_n$  – нормализованная метрика,

$y_{min}$ ,  $y_{max}$  – минимальное и максимальное значение диапазона параметра соответственно,  
 $y_i$  – значение параметра.

Стоит отметить, что параметры MSE, SNR и PSNR зачастую отражают одинаковую картинку и имеют прямую зависимость, однако во время экспериментов возникали аномальные выбросы: при относительно небольших значениях PSNR, уровень шума (MSE) был достаточно большим. Поэтому для полноценного описания и охвата всех случаев все три параметра MSE, SNR и PSNR были включены в Коэффициент оптимальности.

$$OC_F = \frac{a * MSE_n + b * SNR_n + c * PSNR_n + d * SSIM_n + e * PTime_n}{N}, \quad (3)$$

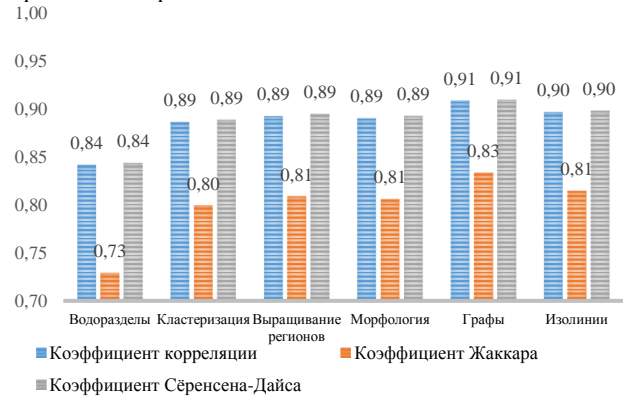
где  $N$  – количество используемых метрик,

$a, b, c, d, e$  – параметры взвешенного усреднения, позволяющие варьировать важность и вклад параметров (в данном случае все константы использованы полноценно, т.е. равны 1),

$PTime$  – время работы алгоритма.

**4.2 Оценка алгоритмов сегментации**

Оценка методов сегментации является одной из важных задач, так как выполнение визуальной верификации перед внедрением алгоритма в клиническую практику может стать причиной не выявленных ошибок на этапе тестирования. Однако, помимо визуальной оценки полученных контуров, существует ряд метрик, позволяющих произвести численную оценку качества работы алгоритмов. Как было указано в разделе 2, мы использовали следующие метрики: индекс структурного сходства, индекс Сёрнсена-Дайса, индекс Жаккара и коэффициент корреляции. Результаты оценки с использованием данных метрик приведены на рис. 7.



**Рис. 7.** Индексы подобия и корреляции для области правого желудка.

Как можно заметить из рис. 7, все три метрики дают примерно одинаковое значение для всех алгоритмов сегментации, однако метод сегментации водоразделами уступает в точности. Причиной является захват алгоритмом лишних областей.

Также, как и в случае с оценкой качества фильтрации, метрики оценки качества сегментации имеют разные размерности, и их невозможно сравнивать между собой. Внедрение модификации Коэффициента оптимальности для оценки методов сегментации может позволить решить эту проблему.

$$OC_S = \frac{a * DI_n + b * JI_n + c * CC_n + d * HD_n + e * MHD_n + f * DD_n + g * JD_n + h * PTime_n}{N}, \quad (4)$$

где  $N$  – количество используемых метрик,

$a, b, c, d, e, f, g, h$  – параметры взвешенного усреднения, позволяющие варьировать важность параметров (в данном случае все константы равны 1),

$DI$  – коэффициент Сёрнсена-Дайса,  $JI$  – коэффициент Жаккара,  $CC$  – коэффициент корреляции,  $HD$  – дистанция Хаусдорфа,  $MHD$  – модифицированная дистанция Хаусдорфа,  $DD$  – различие Дайса,  $JD$  – различие Жаккара,  $PTime$  – время работы алгоритма.

В таблице 1 представлены усредненные значения параметров для методов фильтрации и сегментации, а также итоговый коэффициент оптимальности (КО). Параметры методов были подобраны эмпирическим путём и могут быть не оптимальными для различных входных данных. В данной работе выбранные параметры в минимальной степени искажают исходное изображение, о чём свидетельствует максимальное значение коэффициента оптимальности.

**Таблица 1.** Коэффициент оптимальности для различных методов обработки цифровых изображений.

Метод	Параметры	КО
<b>Фильтрация</b>		
Медианный фильтр	Размер окна = 5	0.58
Фильтр полной вариации	Параметр регуляризации = 0.3 Количество итераций = 25	0.79
Билатеральный фильтр	Разброс пикселей = 0.3 Пространственный размах = 1 Количество итераций = 5	0.96
Фильтр потока кривизны	Проводимость = 0.5 Время пропускания = 3	0.82
Фильтр нелокального среднего	Размер окна = 7	0.39
Фильтр сдвига среднего	Диапазон = 3 Дистанция = 3 Количество итераций = 5	0.60
<b>Сегментация</b>		
Сегментация водоразделами	Порог = 0.3	0.62
Кластеризация	Количество кластеров = 4	0.74
Сегментация выращиванием регионов	Порог = 0.15	0.84
Морфологическая сегментация	Порог = 0.06	0.69
Сегментация на основе графов	Радиус соединения = 0.7	0.75
Сегментация изолиниями	–	0.90

Таким образом, комбинация метода фильтрации и сегментации с минимальным значением коэффициента оптимальности может позволить получить оптимальную связку алгоритмов при решении различных задач обработки медицинских данных.

## 5. Заключение

На сегодняшний день существует значительное число алгоритмов фильтрации и сегментации изображений. При оценке результатов работы методов обработки изображений, основным критерием зачастую является субъективное визуальное восприятие итоговых данных исследователем или клиницистом. Настоящее исследование демонстрирует вариант поиска подходящего алгоритма при обработке ультразвуковых изображений, опираясь на полученные значения Коэффициента оптимальности, как объективного индикатору эффективности выбранного метода. Коэффициент оптимальности рассчитывается как средневзвешенное значение нескольких коэффициентов и показателей. Кроме того, метрика нормализована в диапазоне от 0 до 1, что даёт более объективные результаты, которые можно легко интерпретировать и сравнивать.

Таким образом, в данной работе не предлагается унифицированное решение для любого класса задач обработки медицинских данных, однако, вводится метрика, которая может быть полезна исследователям при оценке качества работы их алгоритмов.

## 6. Благодарности

Данная работа выполнена при поддержке Министерства Образования и Науки РФ, а также государственного задания «Наука» №12.8205.2017/БЧ.

## 7. Литература

- [1] Arbelaez P. [и др.]. Contour detection and hierarchical image segmentation. // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2011. № 5 (33). С. 898–916.
- [2] Brice C.R., Fennema C.L. Scene analysis using regions // Artificial Intelligence. 1970. № 3–4 (1). С. 205–226.
- [3] Buades A., Coll B., Morel J.-M. Non-Local Means Denoising // Image Processing On Line. 2011. (1). С. 490–530.
- [4] Buades A., Coll B., Morel J.-M. A non-local algorithm for image denoising // Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on. 2005. № 0 (2). С. 60–65 т. 2.
- [5] Chambolle A. [и др.]. An introduction to total variation for image analysis // Theoretical foundations and numerical methods for sparse recovery. 2010. (9). С. 263–340.
- [6] Comaniciu D., Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. № 5 (24). С. 603–619.
- [7] Deng G. A generalized unsharp masking algorithm // IEEE Transactions on Image Processing. 2011. № 5 (20). С. 1249–1261.
- [8] Dice L.R. Measures of the Amount of Ecologic Association Between Species // Ecology. 1945. № 3 (26). С. 297–302.
- [9] Dubuisson M.-P., Jain A.K. A modified Hausdorff distance for object matching // Proceedings of 12th International Conference on Pattern Recognition. 1994. № 1 (1). С. 566–568.
- [10] Falcão A.X., Stolfi J., Alencar Lotufo R. de The image foresting transform: theory, algorithms, and applications. // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2004. № 1 (26). С. 19–29.
- [11] Jaccard P. Étude comparative de la distribution florale dans une portion des Alpes et des Jura // Bulletin del la Société Vaudoise des Sciences Naturelles. 1901. № January 1901 (37). С. 547–579.
- [12] Kanungo T. [и др.]. An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. № 7 (24). С. 881–892.
- [13] Kwon K., Kim M.-S., Shin B.-S. A fast 3D adaptive bilateral filter for ultrasound volume visualization // Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2016. (133). С. 25–34.
- [14] Malladi R., Sethian J. a. Image processing via level set curvature flow. // Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. 1995. № 15 (92). С. 7046–50.
- [15] Marr D., Hildreth E. Theory of Edge Detection // Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences. 1980. № 1167 (207). С. 187–217.
- [16] Pratt W.K. Digital Image Processing / W.K. Pratt, 3-е изд., John Wiley & Sons, 2001. 735 с.
- [17] Rudin L.I., Osher S., Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms // Physica D: Nonlinear Phenomena. 1992. № 1–4 (60). С. 259–268.
- [18] Scott E. Umbaugh Digital image processing and computer vision / Scott E. Umbaugh, 1990. 254 с.
- [19] Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology / J. Serra, London - New York: Academic Press, 1982. 610 с.
- [20] Smistad E. [и др.]. Medical image segmentation on GPUs – A comprehensive review // Medical Image Analysis. 2015. № 1 (20). С. 1–18.
- [21] Sørensen T. A method of establishing groups of equal amplitude in plant sociology based on similarity of species and

- its application to analyses of the vegetation on Danish commons // Kongelige Danske Videnskabernes Selskab, Biologiske Skrifter. 1948. № 4 (5). С. 1–34.
- [22] Tomasi C., Manduchi R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images // International Conference on Computer Vision. 1998. С. 839–846.
- [23] Wang Z. [и др.]. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity // IEEE Transactions on Image Processing. 2004. № 4 (13). С. 600–612.
- [24] World Health Organization Cardiovascular diseases // Fact sheet on CVDs [Электронный ресурс]. URL: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/en/> (дата обращения: 16.12.2016).
- [25] Zeng H. [и др.]. An Improved Algorithm for Impulse Noise by Median Filter // AASRI Procedia. 2012. (1). С. 68–73.
- [26] Zhu Y., Huang C. An Improved Median Filtering Algorithm for Image Noise Reduction // Physics Procedia. 2012. (25). С. 609–616.

### Об авторах

Данилов Вячеслав Владимирович, инженер лаборатории дизайна медицинских изделий, RASA-центр, Томского политехнического университета.  
E-mail: [viacheslav.v.danilov@gmail.com](mailto:viacheslav.v.danilov@gmail.com).

Игорь Петрович Скирневский, инженер лаборатории дизайна медицинских изделий, RASA-центр, Томского политехнического университета. E-mail: [skirnevskiy@tpu.ru](mailto:skirnevskiy@tpu.ru).

Ольга Михайловна Гергет, к.т.н., научный сотрудник лаборатории дизайна медицинских изделий, RASA-центр, Томского политехнического университета. E-mail: [gerget@tpu.ru](mailto:gerget@tpu.ru).