

УДК 004.42

DOI: 10.18413/2518-1092-2020-5-1-0-6

Михелев В.М.¹
Коняева Е.С.²

**КОМПЬЮТЕРНАЯ СИСТЕМА ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ
МРТ СНИМКОВ ГОЛОВНОГО МОЗГА**

¹) Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова, ул. Костюкова, д. 46, г. Белгород, 308012, Россия

²) Белгородский государственный национальный исследовательский университет, ул. Победы, д. 85, г. Белгород, 308015, Россия

e-mail: vm-mikhelev@ya.ru

Аннотация

Одним из наиболее распространенных методов диагностики головного мозга является использование магнитно-резонансной томографии (МРТ). Сегментация снимков МРТ головного мозга с помощью компьютерной системы предварительной обработки является важным этапом в работе приложений, направленных на проведение планирования хирургических операций, исследования активности мозга или детекцию злокачественных опухолей. Первостепенной задачей такой системы является улучшение качества изображения. В данной работе рассмотрены основные методы и алгоритмы предварительной обработки МРТ изображений. Проведенный анализ по способам и методам подавления шумов на МРТ-изображениях показал, что для решения данной задачи в настоящее время наиболее часто используются такие фильтры, как усредняющий, Гаусса, Винера, медианный и вейвлет Хаара. Методы предобработки изображений позволяют преобразовывать изображения для улучшения их визуального восприятия, а также решать задачи изменения представления изображений для обеспечения их хранения, передачи, визуализации в электронном виде и дальнейшего анализа заложенной в них информации.

Ключевые слова: магнитно-резонансная томография, головной мозг, сегментация снимков, подавление шумов, предобработки изображений, фильтры, вейвлет Хаара.

UDC 004.42

Mikhelev V.M.¹
Konyaeva E.S.²

**COMPUTER SYSTEM OF PRELIMINARY PROCESSING MRI IMAGES
OF THE BRAIN**

¹) Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov, 46 Kostyukova St., Belgorod, 308012, Russia

²) Belgorod State National Research University, 85 Pobedy St., Belgorod, 308015, Russia

e-mail: vm-mikhelev@ya.ru

Abstract

One of the most common methods for diagnosing the brain is using magnetic resonance imaging (MRI). The segmentation of brain MRI images using a computer pre-processing system is an important step in the work of applications aimed at planning surgical operations, studying brain activity or detecting malignant tumors. The primary goal of such a system is to improve image quality. In this paper, the main methods and algorithms for preliminary processing of MRI images are considered. The analysis of the methods and methods of noise suppression in MRI images showed that to solve this problem, such filters as averaging, Gauss, Wiener, median and Haar wavelet are most often used. Image preprocessing methods allow you to convert images to improve their visual perception, as well as solve problems of changing the presentation of images to ensure their storage, transmission, visualization in electronic form and further analysis of the information embedded in them.

Keywords: magnetic resonance imaging, brain, image segmentation, noise reduction, image preprocessing, filters, Haar wavelet.

ВВЕДЕНИЕ

Магниторезонансная томография является общепризнанным методом обнаружения различных опухолей головного мозга (ОГМ), так как позволяет получить детальное изображение различных тканей. МРТ является одним из наиболее информативных методов визуализации в медицине. К явным преимуществам этого метода можно отнести инвазивность исследований (естественная контрастность тканей обычно не требует дополнительного контрастирования) и отсутствие влияния ионизирующего излучения, как это наблюдается при компьютерной (рентгеновской) томографии [1-3, 7].

Несмотря на ряд преимуществ и возможность получения изображения частей тела в любой плоскости, заданная интерпретация получения данных, а именно установление соответствия пикселей изображений анатомическим участкам тела, остается актуальной.

Проблема сегментации магнитно-резонансным томографом осложняется тем, что функциональные структуры с одинаковой рентгеновской плотностью могут иметь различный диапазон значений интенсивности в зависимости от параметров проведенного МРТ-исследования. Следовательно, опираться на значения интенсивности пикселей, как это делается в большинстве алгоритмов сегментации, становится невозможным.

Проблема шумоподавления является одной из самых актуальных и распространенных проблем в области обработки изображений. Уже есть программные решения, которые справляются с данными проблемами и предоставляют доктору возможность оперативно диагностировать опухоль на снимке. Однако, большая часть из них отсутствуют в открытом доступе или ограничено доступны другими пользователями, кроме того, многие программные решения не русифицированы. Не все программные решения могут поддерживать сторонние плагины, которые написаны с минимальным порогом вхождения и имеют встроенные инструменты сегментации опухоли. Такие решения часто не имеют механизмов удаленного доступа к базе МРТ, а также средств администрирования. Исходя из этого, создание легко расширяемой компьютерной системы для повышения точности диагностики патологий на сегодняшний день является актуальной задачей.

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Одним из наиболее распространенных методов диагностики головного мозга является использование магнитно-резонансной томографии (МРТ) [5,6]. МРТ использует свойство ядерного магнитного резонанса (ЯМР) изображение ядра атомов внутри тела. МРТ может создать более детальные изображения частей человеческого тела, чем при использовании рентгеновских лучей.

МРТ обеспечивает хороший контраст между различными мягкими тканями тела, что делает его особенно полезным в визуализации головного мозга, мышц, сердца по сравнению с другими методами медицинской визуализации, такие как компьютерная томография (КТ) или рентгеновские лучи, так как не использует ионизирующие излучения.

Для диагностики различных опухолей необходима высокая точность при анализе изображений МРТ. Методы предобработки изображений позволяют преобразовывать изображения для улучшения их визуального восприятия, а также решать задачи изменения представления изображений для обеспечения их хранения, передачи, визуализации в электронном виде и дальнейшего анализа заложенной в них информации.

Структурная схема системы обработки МРТ-изображений

Стандартная процедура обработки и анализа МРТ-изображений включает в себя этапы, представленные на рисунке 1.



*Рис. 1. Этапы обработки МРТ-изображений
Fig. 1. Stages of processing MRI images*

Следует обратить внимание на то, что анализируемые МРТ – изображения нельзя подвергать большому количеству операций предварительной обработки (уменьшение шумов, выделение границ объектов). Данный процесс может привести к значительному снижению точности работы метода в целом. Перераспределение интенсивностей сигналов, в процессе сегментации может привести к ложному принятию решения, например, метод эквализации неприменим, т.к. основан на изменении яркости на гистограммах изображения.

Вышесказанное подтверждает, что снимки МРТ являются очень сложными объектами анализа, т.к. они получены с использованием специальных процедур и аппаратной части для визуализации реальных биологических объектов, обладающие определенными свойствами, которые затрудняют анализ:

- различные шумы;
- нечеткие границы;
- неравномерное распределение интенсивностей сигнала.

Вышеупомянутые проблемы приводят к необходимости использования процедур предварительной обработки изображений с целью удаления шума и повышению четкости снимков.

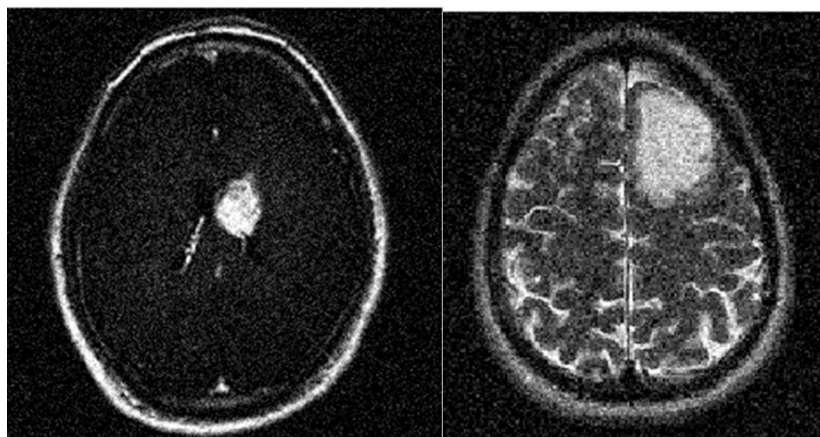
Проблемы сегментации на этапе предварительной обработки МРТ изображений

Сегментация считается одним из этапов обработки изображений, который связан с разбиением изображения на интересующие области либо составляющие [8,9]. Основной принцип сегментации содержится в делении изображения на различные регионы в согласовании с интенсивностью МР сигнала, которая, в свою очередь, зависит от вида ткани. Выделенные регионы характеризуются общими свойствами и, как правило, соединены физическими и анатомическими характеристиками. В согласовании с поставленной перед исследователем задачей осуществляется деление изображения на регионы. В некоторых случаях сегментация применяется в качестве завершающего шага интерпретации исследования, к примеру, для уточнения границ и объема патологического процесса.

Для сегментации мозга могут использоваться следующие подходы:

- Интерактивная сегментация;
- Сегментация с использованием атласов;

Задача автоматической сегментации изображений МРТ головного мозга осложняется такими техническими ограничениями, когда исходные изображения содержат шумы (см. рис. 2), влияющие на интенсивность сигнала отдельных вокселей;



*Рис. 2. Шум на МРТ-изображениях
Fig. 2. Noise on MRI images*

Методы предварительной обработки МРТ снимков зависят от задач исследований и могут включать следующие виды работ:

- фильтрация зашумленных изображений;
- коррекция яркости и контраста.

В данной работе будут рассмотрены основные методы и алгоритмы предварительной обработки МРТ изображений. Будут приведены достоинства и недостатки методов, а также приведено математическое и алгоритмическое описание алгоритмов.

Несмотря на то, что МРТ позволяет доктору увидеть те области органов, которые часто недоступны при применении остальных способов таких, как КТ и рентген, но случайные артефакты и шум имеют все шансы усугубить читаемость и качество снимка. Более того, некоторые подробности на снимке подлежат удалению, так как они препятствуют анализу методами для сегментации опухоли. В частности, при выявлении опухоли в головном мозге нужно произвести удаление черепной ткани. Также в некоторых вариантах потребуется удаление ярких краев таких, как сосуды в головном мозге и т.п. После удаление шума и ненужных деталей, нужно произвести выравнивание гистограммы или контрастности.

Удаление шума

Изображения в процессе формирования, ввода в компьютер и преобразования в цифровую форму подвергаются различным внешним воздействиям и помехам, проявляющимся в виде информационного шума (ИШ), присутствующего на цифровом изображении. Поэтому к ним нужно применять операции, которые позволяют улучшить и реставрировать (восстановить) эти изображения. Основными операциями в данном случае является коррекция яркости по всему полю изображения, удаление шумов и различные преобразования, которые определяются конкретной задачей по обработке изображений. Удаление шумов осуществляется методами линейной и нелинейной фильтрации изображений. Методы фильтрации основаны на применении некоторых фильтров и свертке изображения с данным фильтром.

Проведенный анализ по способам и методам подавления шумов на МРТ-изображениях показал, что для решения данной задачи в настоящее время наиболее часто используются такие фильтры, как усредняющий, Гаусса, Винера, медианный и вейвлет Хаара.

Усредняющий фильтр

Усредняющий фильтр (УФ) часто используется для удаления зернистости изображения, вызванной шумами [18]. Однако он уменьшает величину градиента перепадов яркости, что негативно влияет на четкость контуров изображения (размывание) [9]. УФ заменяет значение яркости текущей точки изображения на среднюю яркость, исчисленную на основе значений яркости 8 соседних точек и начальной яркости данной точки (рис. 3).

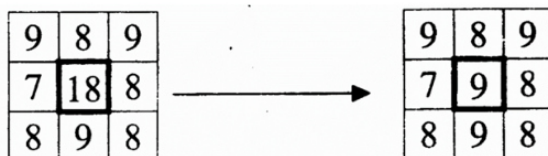


Рис. 3. Диаграмма вариантов использования

Fig. 3. Use case diagram

Принцип работы УФ заключается в замене исходных значений элементов изображения на средние значения по маске фильтра. В результате отфильтрованное изображение может быть представлено в виде [14] заданном формулой 1

$$gg(i, j) = \frac{1}{M} \sum_{k=i-1}^{i+1} * \sum_{l=j-1}^{l+1} f(k, l), \quad (1)$$

где i, j – количество строк и столбцов;

$g(i, j)$ – отфильтрованное изображение;

M – количество пикселей в окрестности;

k, l – номер строк и столбцов в окрестности;

$f(k, l)$ – входное изображение.

Степень размывания изображения и степень подавления шума находятся в зависимости от размера маски. При больших размерах, к примеру 9×9 , шум подавляется в большой степени, однако в тоже время, возрастает и размытие контуров изображения. Но, важными элементами в задачах сегментации медицинских изображений считаются контуры. Потому для изучения в данной работе используется маска размером 3×3 .

Проведенный анализ литературы показал, что в случае применения УФ наиболее эффективной для подавления шума считается маска, показанная на рис. 4.а [9, 15]. Для уменьшения вычислительных затрат, связанных с исполнением операции деления 1 на 9 во всех элементах матрицы, в [9] предложено сменить операцию деления на операцию умножения. Во взаимосвязи с этим, предложена маска (см. рис. 4б), которая используется в данной работе.

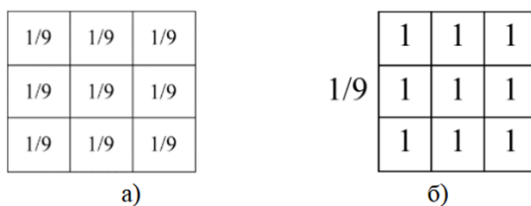


Рис. 4. Маска усредняющего фильтра

Fig. 4. Averaging filter mask

Усредняющий фильтр является самым простым фильтром и не требует выполнения большого объема вычислений. Недостатками данного фильтра является сглаживание ступенчатых перепадов яркости, соответствующие контурам объектов. Кроме того, точки, по яркости значительно отличаются от других, будут вносить существенный вклад в результат фильтрации. Поэтому усредняющий фильтр удаляет значительную часть шумов с видеоизображения, но при этом снижается четкость видеоизображения, сглаживаются контуры объектов и могут потеряться мелкие детали видеоизображения.

Медианный фильтр

Для удаления ИШ более эффективным является применение нелинейных фильтров. Медианный фильтр является одним из вариантов нелинейного рангового фильтра.

Принцип его работы заключается в сортировке амплитуд всех пикселей возрастающем или убывающем порядке и выборе значения центрального пикселя, если количество пикселей нечетное. В том случае, если количество пикселей четное, то берется среднее от значения двух центральных пикселей [9]. Математически это представляется следующей формулой 2 [16,18]:

$$y(n, m) = \text{median}\{x(n - n_1, m - m_1) | (n_1, m_1) \in N\}, \quad (2)$$

где N – окрестность размером $n \times m$ вокруг центрального пикселя с координатами (n_1, m_1) .

К плюсам МФ относится не плохое подавление ИШ при сохранении пределов и пространственного разрешения изображения. К недочетам данного фильтра относится невысокая отдача в случае широкополосного шума и способность видоизменять пиксели, которые никак не нарушались шумом. Это свойство называется инвариантностью [11]

Медианный фильтр обеспечивает удаление шума, но в отдельных случаях может вызвать нежелательное снижение уровня сигнала. МФ не влияет на степенные функции, является его полезным свойством, однако он не пропускает импульсные сигналы, продолжительность которых составляет менее половины ширины окна фильтра. Медианный фильтр более эффективно удаляет импульсные помехи, чем шумы типа "белого" шума с нормальным законом распределения.

Фильтр Гаусса

Для удаления ИШ может использоваться фильтр Гаусса. Это тоже фильтр нижних частот, но по сравнению с усредняющим фильтром он меньше размывает изображения. Центральный элемент маски фильтра Гаусса имеет максимальное значение, а форма фильтра соответствует кривой распределения Гаусса. Маска фильтра задается формулой 3:

$$h(i, j) = \frac{h_g(i, j)}{\sum_{r=-\frac{m-1}{2}}^{\frac{m-1}{2}} \sum_{c=-\frac{n-1}{2}}^{\frac{n-1}{2}} h_g(r, c)}, \quad (3)$$

где i, j – текущие координаты элементов маски,

$h_g(i, j) = \exp\{- (i^2 + j^2) / (2\sigma^2)\}$ – определяет одномерный распределение Гаусса.

В данной работе используется маска ФГ размером 3×3 со стандартным отклонением 0,5 (см. рис. 5).

0,0113	0,6193	0,0113
0,6193	0,0838	0,6193
0,0113	0,6193	0,0113

Рис. 5. Маска фильтра Гаусса
Fig. 5. Gauss filter mask

Маска фильтра основывается таким образом, чтобы основной пиксел маски имел наибольшее значение яркости, соответствующее пику распределения Гаусса [17]. Степень сглаживания ФГ контролируется значением σ : чем больше значение σ , тем более разглаживается изображение, и наоборот. В тоже время, большое значение σ , приводит к наибольшему размытию контуров изображения, что оказывает негативное воздействие на последующие процедуры обработки, в том числе сегментации.

Фильтр Винера

Фильтр Винера реализуется на основе инверсной фильтрации, который объединяет в себе учета свойств функции искажения и статистических свойств шумов. Метод основан на учете изображений и шума как случайных процессов.

Задачей фильтра является нахождение определенной оценки для неискаженного изображения, чтобы среднее квадратическое отклонение этих величин было минимальным. Этот фильтр также называют фильтром минимального среднее квадратическое отклонением. Он относится к линейному типу адаптивных фильтров. Если значением среднее квадратическое отклонение интенсивности пикселей в определенной области больше, фильтр выполняет сглаживание. Этот подход является более эффективным, чем обычная линейная фильтрация.

Особенностью и преимуществом среди других базовых является то, что он сохраняет границы частей объектов изображения. Недостатком является то, что он требует больше времени для обработки изображения.

Известно, что фильтр Винера (ФВ) хорошо подавляет ГШ сохраняя при этом высокоинтенсивные границы и объекты на изображении. Адаптивность фильтра Винера заключается в изменении степени сглаживания в зависимости от измеряемой локальной дисперсии изображения: при большой дисперсии фильтр обеспечивает малое сглаживание, а при малой – большое сглаживание [18]. Считается [12], что для удаления ГШ наилучшим является ФВ, поскольку его коэффициенты вычисляются из условия минимизации ошибок фильтрации в результате решения уравнения Винера–Хопфа. Маска ФВ задается формулой 4 [18]:

$$h(i, j) = \mu + \frac{\sigma^2 + v^2}{2} (f(i, j) - \mu), \quad (4)$$

где v – дисперсия шума; $h(i, j)$ – ядро ФВ; $f(i, j)$ – исходное изображение [15]. σ – дисперсия в окрестности и определяется по формуле 5:

$$\sigma = \frac{1}{NM} \sum_{i,j \in \eta} f^2(i, j) - \mu^2 \quad (5)$$

μ – среднее значение в окрестности маски и определяется по формуле 6:

$$\mu = \frac{1}{NM} \sum_{i,j \in \eta} f(i, j) \quad (6)$$

где N, M – количество строк и столбцов в окрестности. Одним из недостатков фильтра является недостаточная эффективность при подавлении ИШ [19].

Адаптивная фильтрация применяет фильтр Винера, который является типом линейного фильтра к изображению адаптивно, адаптируя себя к локальной дисперсии изображения. Где дисперсия большая, wiener2 выполняет небольшое сглаживание. Где дисперсия мала, wiener2 выполняет большее сглаживание. Такой подход часто дает лучший результат, чем линейная фильтрация.

Адаптивный фильтр является более избирательным, чем сопоставимый линейный фильтр, сохраняя края и другие высокочастотные части изображения. Кроме того, отсутствуют задачи проектирования; функция wiener2 обрабатывает все предварительные вычисления и реализует фильтр для входного изображения. Однако Wiener2 требует больше времени вычислений, чем линейная фильтрация. Wiener2 работает лучше всего, когда шум является постоянным (“белым”) аддитивным шумом, таким как гауссовский шум.

Алгоритмы удаления ярких краев

На МРТ снимках, в особенности на снимках головного мозга, есть области с яркими краями, которые так или иначе значительно воздействуют на конечный результат сегментации. В частности, при нахождении области раковой опухоли в результирующей сегмент могут попасть границы, на каких интенсивность будет совпадать с яркостью области опухоли. Чтобы избежать этого, нужно отметить края на снимке с большим значением интенсивности и удалить из исходного снимка.

Края предполагают собой те области на изображениях, при которых резко изменяется значение яркости (интенсивности). Для определения, какие из пикселей относятся к краям, используются три главных метода нахождения краев: фильтр Лапласа, оператор Собеля и оператор Кэнни. В нашей программе мы используем оператор Собеля, так как он дает более

выраженные и отчетливые края, чем фильтра Лапласа, и быстрее работает, чем оператор Кэнни. В операторе Собеля используется две матрицы для вычисления градиентов относительно оси абсцисс (см. рис. 6) и оси ординат [13]:

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

Рис. 6. Градиент по оси абсцисс GX

Fig. 6. The gradient along the abscissa axis GX

Ниже на рис. 7 представлена матрица для вычисления градиентов относительно оси ординат:

1	2	1
0	0	0
-1	-2	-1

Рис. 7. Градиент по оси абсцисс GY

Fig. 7. The abscissa gradient of the GY

Мы проходим по всем пикселям с заранее заданным окном и для каждого из них находим всех соседей. Все найденные соседи и текущий пиксель образуют активный регион. Каждый пиксель из региона умножаем на значение из матрицы Собеля. Вычисленные произведения суммируем. Полученные суммы для оси абсцисс и ординат считаются градиентами для текущего пикселя. После того, как были посчитаны градиенты для отдельных осей, мы должны найти значение градиента, которая может быть вычислена формулой 7 [10]:

$$G = \sqrt{Gx^2 + Gy^2} \quad (7)$$

Если величина градиента больше некоторого заранее заданного порога, то будем считать пиксель граничащим, иначе – пиксель не является краевым. После нахождения краев мы применяем операцию дилатация для расширения краев с помощью пороговой фильтрации. После этого мы вычитаем края из исходного изображения. Результат применения метода представлена на рис. 8:

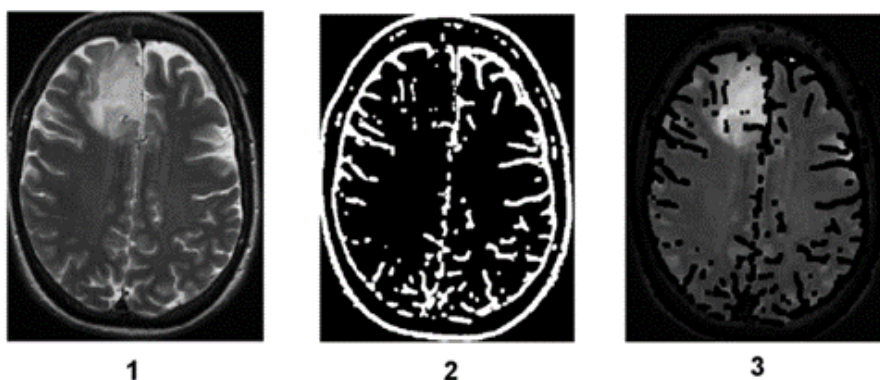


Рис. 8. (1) – исходное изображение, (2) – обнаруженные края оператором Собеля, (3) – удаленные края из исходного изображения

Fig. 8. (1) – the original image, (2) – the detected edges by the Sobel operator, (3) – the deleted edges from the original image

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

На рис. 9 показан внешний вид интерфейса программного продукта, при этом в систему загружен три зашумленных изображения МРТ.

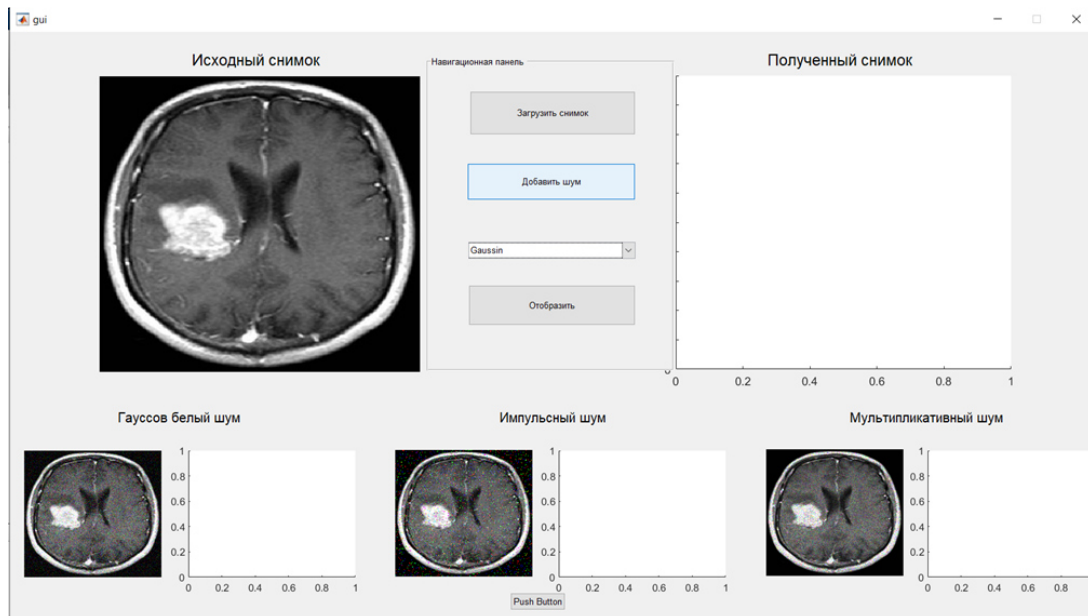


Рис. 9. Интерфейс программы с добавлением шума
Fig. 9. The program interface with the addition of noise

На рис. 10 приведено, в качестве примера, исходное МРТ-изображение с ОГМ аксиального среза (а) и полученные изображения при добавлении искусственных шумов (б, в, г).

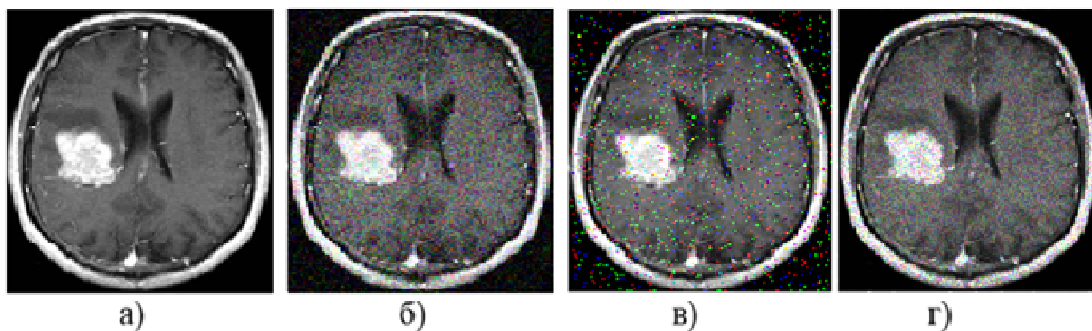


Рис. 10. Добавление шума к исходному МРТ-изображению: исходное изображение (а); исходное изображение после добавления искусственных шумов: ГШ (б); МШ (в); «соль и перец» (г)
Fig. 10. Adding noise to the original MRI image: the original image (a); the original image after adding artificial noise: GS (б); MS (в); "Salt and pepper" (g)

На следующем этапе для проверки работоспособности функции фильтрации снимков необходимо выбрать интересующий фильтр. Результат выполнения этих действий показан на рис. 11. Здесь мы видим Гауссову фильтрацию.

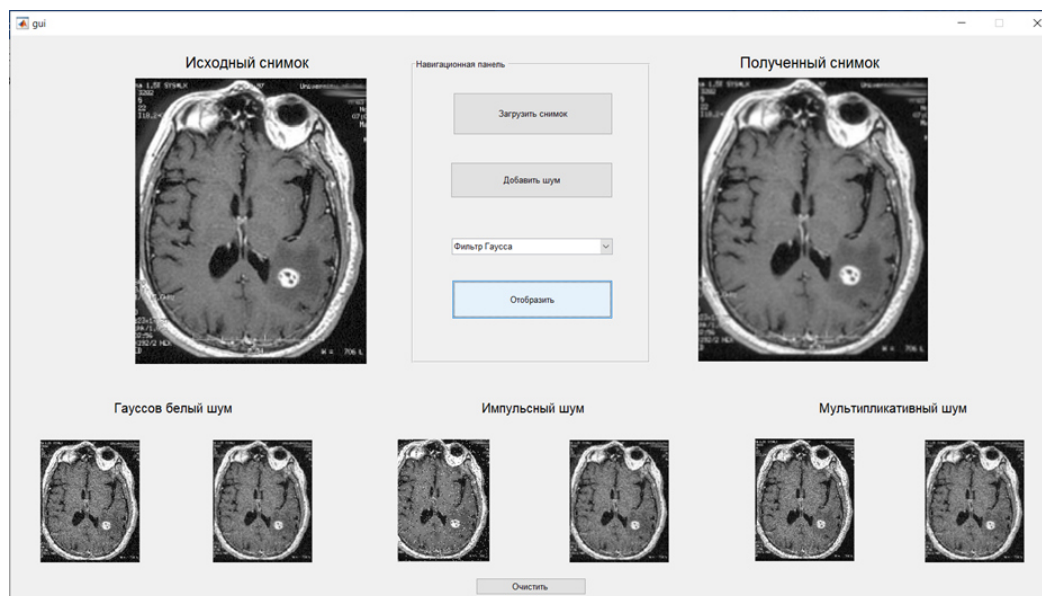


Рис. 11. Гауссова фильтрация

Fig. 11. Gaussian filtering

Результаты медианной фильтрации приведены на (см. рис. 12).

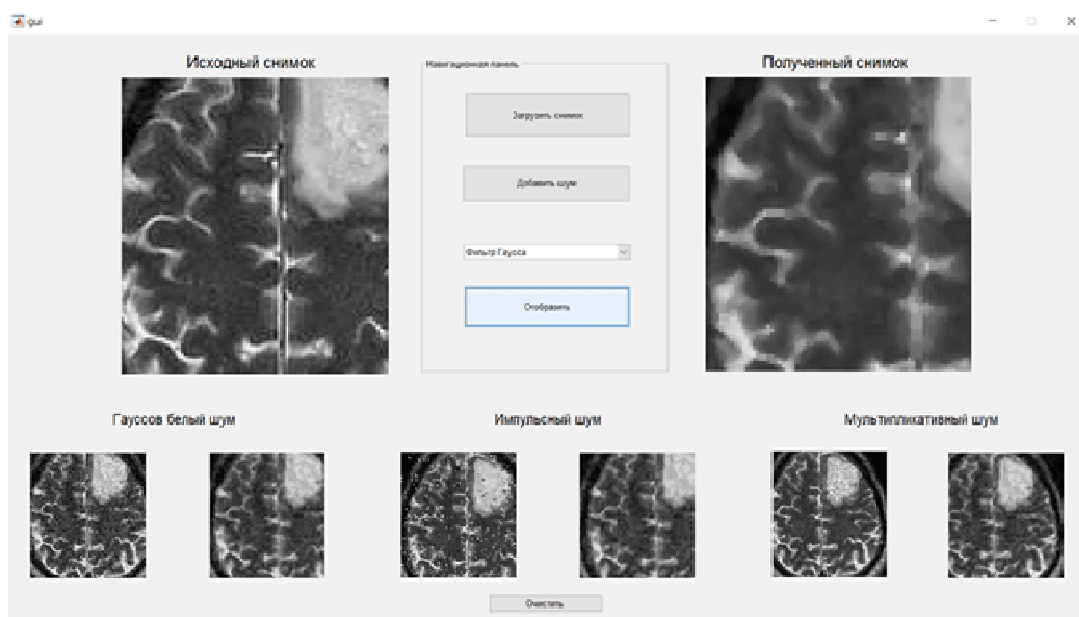


Рис. 12. Медианная фильтрация

Fig. 12. Median filtering

На рис результат рис. 13 приведены результаты применения фильтра Винера.

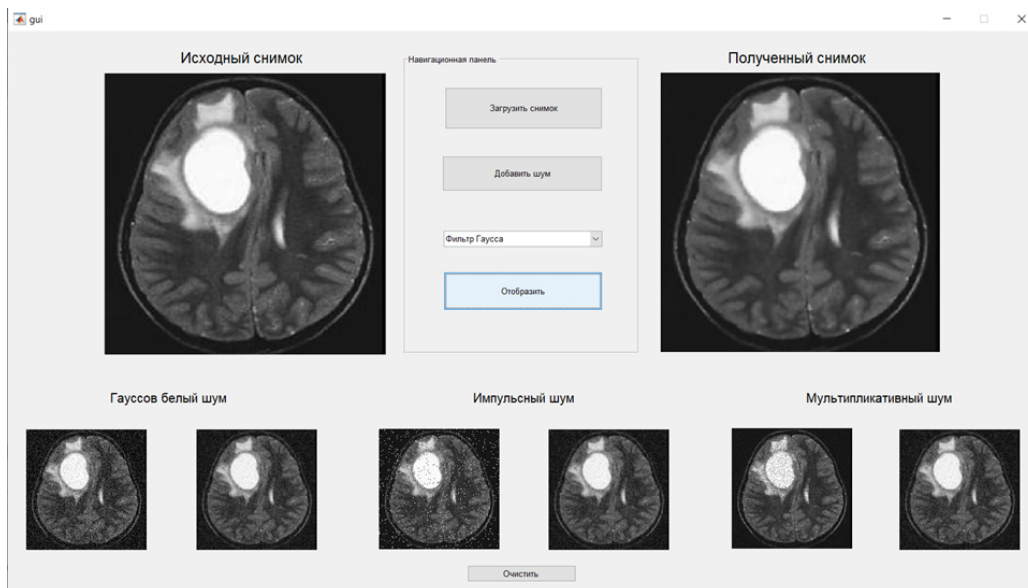


Рис. 13. Фильтр Винера
Fig. 13. Wiener filter

Следующий этап тестирования – фильтрация Собеля (см. рис. 14), для выделения края на снимке с наибольшим значением интенсивности для последующего удаления из снимка.

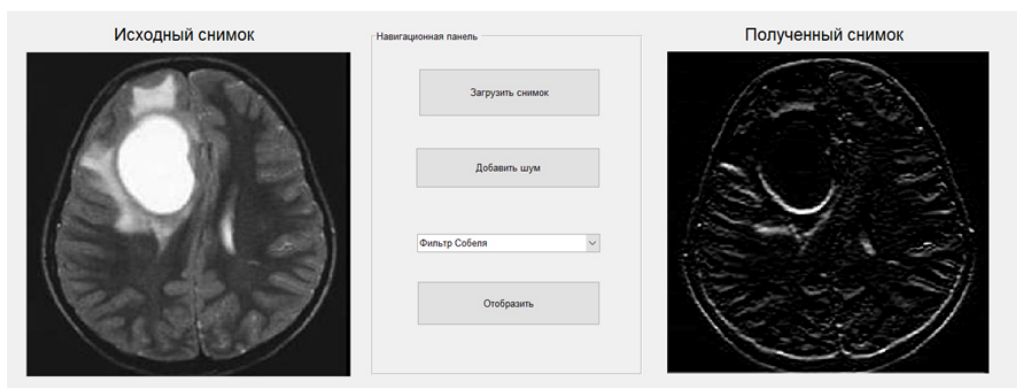


Рис. 14. Фильтр Собеля
Fig. 14. Sobel filter

В таблице 1 приведены результаты сопоставительного анализа исследуемых фильтров по критерию ПОСШ для МРТ изображений ОГМ с шумом и без шума соответственно.

Таблица 1

Характеристики значений ПОСШ для МРТ изображений с ОГМ

Table 1

Characteristics of the NSS values for MRI images with OGM

Тип шума	Фильтры	Среднее		Стандартное отклонение	
		1 БД	2 БД	1 БД	2 БД
Исходные изображения	Усредняющий	34,42	37,71	1,09	2,33
	Гаусс	43,35	46,69	1,18	2,33
	Винер	39,5	43,71	1,28	2,17
	Медианный	36,93	40,08	1,33	2,46
	Хаар	31,44	25,86	0,95	6,55
Гауссовский шум	Усредняющий	27,64	28,24	0,26	0,36

Тип шума	Фильтры	Среднее		Стандартное отклонение	
	Гаусс	24,17	24,25	0,091	0,14
	Винер	26,46	26,66	0,13	0,2
	Медианный	27,48	27,86	0,27	0,28
	Хаар	24,95	22,22	0,23	3,45
Шум Соль и перец	Усредняющий	26,13	26,16	0,27	0,34
	Гаусс	21,5	21,21	0,21	0,31
	Винер	20,15	19,49	0,33	0,45
	Медианный	35,79	39,05	1,15	2,38
	Хаар	22,91	20,74	0,32	1,93
Мультипликативный шум	Усредняющий	28,86	32,6	0,82	2,18
	Гаусс	24,77	28,64	0,94	2,28
	Винер	26,59	29,85	0,66	2,56
	Медианный	26,14	29,94	0,88	2,22
	Хаар	25,59	24,99	0,79	4,33

В таблице 1 и 2 приведены статистические характеристики ПОСШ рассматриваемых фильтров при применении на исходных изображениях для первой и второй БД МРТ-изображений с ОГМ соответственно, а именно: диапазон изменения; среднее значение и среднее значение стандартной отклонение; доверительный интервал, полученный с уровнем значимости 5%.

Таблица 2

Характеристики значений ПОСШ для первой БД МРТ-изображений с ОГМ

Table 2

Characteristics of the NSS values for the first DB of MRI images with OGM

Фильтры	Диапазон изменения ПОСШ	Среднее ± станд. откл	Доверительный интервал 95%
Усредняющий	31,6-36,4	34,42 ± 1,09	34,14-34,7
Гаусс	40,33-45,34	43,35 ± 1,18	43,04-43,64
Винер	36,51-42,1	39,50 ± 1,28	39,18-39,82
Медианный	33,791-39,384	36,93 ± 1,33	36,61-37,25
Хаар	28,45-33,34	31,44 ± 0,95	31,2-31,68

Анализ таблицы 2 показывает, что ФГ является лучшим фильтром для удаления шума на исходных изображениях, так как у него наибольшее значение ПОСШ ($43,35 \pm 1,18$ с доверительным интервалом (ДИ) 43,04-43,64), вторым по эффективности снижения уровня шума является ФВ ($39,50 \pm 1,28$), а третьим – МФ $36,93 \pm 1,33$.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Сегментация злокачественной опухоли является одной из самых важных и в то же время сложных задач в области диагностики рака. Точное и быстрое выявление очагов опухоли на серии изображений МРТ осложняется трудоемкостью ручной сегментации. Более того, качество изображения может оказать отрицательное влияние на конечный результат из-за высокого уровня шума и случайных артефактов. Поэтому в данной работе было проведено исследование по использованию различных подходов к удалению трех основных видов шума (гауссовый, импульсный и комбинированный шум). Разработанная компьютерная система показала, что применение фильтров сглаживания и шумоподавления показывает, что фильтры обеспечивают наилучшие результаты и наиболее подходит для исследуемых МРТ изображений. Кроме этого, проведенное исследование показало, что методы предварительной обработки изображений являются необходимыми для получения хороших результатов на следующем этапе сегментации.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ 19-07-00133А.

Список литературы

1. Верещагин Н.В., Борисенко В.В., Власенко А.Г. Мозговое кровообращение. Современные методы исследования в клинической неврологии М.: Интер-Весы. 1993. С. 87-143
2. Галайдин П.А., Замятин А.И., Иванов В.А. Основы магниторезонансной томографии. Учебное пособие. – СПб: СпбГИТМО (ТУ), 1998. – 24 с.
3. Коновалов А.Н., Корниенко В.Н., Пронин И.Н. Магнитно-резонансная томография в нейрохирургии. – М.: Видар, 1997. – 472 с.: ил.
4. Марусина М.Я., Казначеева А.О. Современные виды томографии. Учебное пособие. – СПб: СПбГУ ИТМО, 2006. – 132 с.
5. Ринкк П.А. Магнитный резонанс в медицине. Основной учебник Европейского Форума по магнитному резонансу. – М.: Геотар-Мед, 2003.
6. Тютин Л.А., Рохлин Г.Д., Неронов Ю.И. «Протонная Магнитно-Резонансная Спектроскопия головного мозга», Сб. «Магнитно-Резонансная томография в клинической практике» // Изд. ЦНИРРИ. С-Петербург, 1996. – С. 67-71.
7. MRI: Magnetic Resonance Imaging. Режим доступа: [<http://focus.ti.com/docs/solution/folders/print/275.html>]
8. Swe, Z.O. Brain tumor detection and segmentation using watershed segmentation and morphological operation / Z.O. Swe, S.K. Aung // International Journal of Research in Engineering and Technology. – 2014. – Vol. 3. – Issue 03. – PP. 367-374.
9. Гонсалес, Р.С. Цифровая обработка изображений / Р.С. Гонсалес, Р.Э. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
10. Balafar, M.A. Review of noise reducing algorithms for brain MRI images/ M.A. Balafar // International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering (IJTPE). – 2012. – Vol. 4. – Issue 13. – PP. 54-59.
11. Pavithra, R. Wavelet Based Non Local Means Algorithm for Efficient Denoising of MRI Images / R. Pavithra, R. Ramya, G. Alaiyarasi // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering. —2015. – Vol. 4. – Issue 2. – PP. 388-392.
12. Бондина, Н.Н. Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации медицинских изображений / Н.Н. Бондина, А.С. Калмычков, В.Э. Кривенцов // Вестник НТУ "ХПИ". – 2012. – № 38. – С. 14-26.
13. Piekar, E. Application of region growing method to brain tumor segmentation– preliminary results / E. Piekar, P. Szwarc, A. Sobotnicki, M. Momot // Journal of medical informatics & technologies. – 2013. – Vol. 22. – PP. 153-160.
14. Ramesh, Jain. Machine vision/ Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck. – McGraw-Hill. Inc. 1995. – 572 p.
15. 2-D adaptive noise-removal filtering, [электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/wiener2.html> (дата обращения: 15.12.2019).
16. Aggelos К.К. Основы обработки цифровых видео и изображений. [электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.coursera.org/course/digital>.
17. MATLAB Exponenta. Фильтрация изображений. [электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book3/11/fspecial.php>.
18. Стругайло, В.В. Обзор методов фильтрации и сегментации цифровых изображений / В.В. Стругайло // Наука и образование. – 2012. – №5. – 270-281 с
19. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. пособие. И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетягин, А.А. Спектор. – Новосибирск: Изд-во НГТУ. – 2002. – 352 с.

References

1. Vereshchagin N.V., Borisenko V.V., Vlasenko A.G. Cerebral circulation. Modern research methods in clinical neurology M.: Inter-Libra. 1993. P. 87-143
2. Galaydin P.A., Zamyatin A.I., Ivanov V.A. Fundamentals of magnetic resonance imaging. Tutorial. – SPb: SpbGITMO (TU), 1998. – 24 p.
3. Konovalov A.N., Kornienko V.N., Pronin I.N. Magnetic resonance imaging in neurosurgery. – M.: Vidar, 1997. – 472 p.: Ill.
4. Marusina M.Ya., Kaznacheeva A.O. Modern types of tomography. Tutorial. – St. Petersburg: St. Petersburg State University ITMO, 2006. – 132 p.

5. Rinkk P.A. Magnetic resonance in medicine. The main textbook of the European Forum on magnetic resonance. – M.: Geotar-Med, 2003.
6. Tyutin LA, Rokhlin GD, Neronov Yu.I. "Proton Magnetic Resonance Spectroscopy of the brain", Sat. "Magnetic Resonance Imaging in Clinical Practice" // Ed. ZNIRRI. St. Petersburg, 1996. – P. 67-71.
7. MRI: Magnetic Resonance Imaging. Access mode: [http://focus.ti.com/docs/solution/folders/print/275.html]
8. Swe, Z.O. Brain tumor detection and segmentation using watershed segmentation and morphological operation/ Z.O. Swe, S.K. Aung // International Journal of Research in Engineering and Technology. – 2014. – Vol. 3. – Issue 03. – PP. 367-374.
9. Gonzalez, R.S. Digital image processing / R.S. Gonzalez, R.E. Woods. – M.: Technosphere, 2005. – 1072 p.
10. Balafar, M.A. Review of noise reducing algorithms for brain MRI images / M.A. Balafar // International Journal on Technical and Physical Problems of Engineering (IJTPE). – 2012. – Vol. 4. – Issue 13. – PP. 54-59.
11. Pavithra, R. Wavelet Based Non Local Means Algorithm for Efficient Denoising of MRI Images / R. Pavithra, R. Ramya, G. Alaiyarasi // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering. —2015. – Vol. 4. – Issue 2. – PP. 388-392.
12. Bondina, N.N. Comparative analysis of filtering algorithms for medical images / N.N. Bondina, A.S. Kalmychkov, V.E. Kriventsov // Bulletin of NTU "KhPI". 2012. – No. 38. – PP. 14-26.
13. Piekar, E. Application of region growing method to brain tumor segmentation– preliminary results / E. Piekar, P. Szwarc, A. Sobotnicki, M. Momot // Journal of medical informatics & technologies. – 2013. – Vol. 22. – PP. 153-160.
14. Ramesh, Jain. Machine vision/ Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, Brian G. Schunck. – McGraw-Hill. Inc. 1995. – 572 p.
15. 2-D adaptive noise-removal filtering, [electronic resource]. – Access mode: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/wiener2.html> (date of the application: 15.12.2019).
16. Aggelos K.K. Basics of Digital Video and Image Processing. [electronic resource]. – Access mode: <https://www.coursera.org/course/digital>.
17. MATLAB Exponenta. Image filtering. [electronic resource]. – Access mode: <http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book3/11/fspecial.php>.
18. Strugailo, V.V. Overview of methods of filtering and segmentation of digital images / V.V. Strugailo // Science and Education. – 2012. – No. 5. – 270-281 p.
19. Digital image processing in information systems: Textbook. allowance. I.S. Gruzman, V.S. Kirichuk, V.P. Kosykh, G.I. Peretyagin, A.A. Spector. – Novosibirsk: Publishing House of NSTU. – 2002. – 352 p.

Михелев Владимир Михайлович, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем, БГТУ им. В.Г. Шухова

Коняева Екатерина Сергеевна, магистрант кафедры математического и программного обеспечения информационных систем, НИУ «БелГУ»

Mikhelev Vladimir Mikhailovich, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Computer Software and Automated Systems, Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov

Konyaeva Ekaterina Sergeevna master student, Department of Mathematical and Software Information Systems, Belgorod State National Research University