

УДК 004.932

Н. Н. Нагорнов [N. N. Nagornov]

**МОДЕЛИРОВАНИЕ ВЕЙВЛЕТ-ОБРАБОТКИ ТРЕХМЕРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ
В МЕДИЦИНЕ****DISCRETE WAVELET TRANSFORM SIMULATION FOR 3D MEDICAL IMAGING**ФГАОУ ВО Северо-Кавказский федеральный университет / FSAEI HE North-Caucasus Federal University,
Россия, г. Ставрополь

Аннотация. Медицинская визуализация представляет собой процесс получения визуальной информации о внутренних структурах тела с целью их клинического анализа. Все современные системы медицинской визуализации используют аналого-цифровое преобразование данных, что приводит к возникновению шумов и искажению информации. Шумоподавление изображений является важной проблемой в современных системах медицинской визуализации.

Материалы и методы, результаты и обсуждения. В статье исследован вопрос о квантовании коэффициентов вейвлет-фильтров с целью минимизации ресурсозатрат при аппаратной реализации методов обработки трехмерных медицинских изображений разной цветовой глубины и средней яркости на современных микроэлектронных устройствах, таких как программируемые пользователем вентильные матрицы (field-programmable gate arrays, FPGA) и интегральные схемы специального назначения (application-specific integrated circuits, ASIC). Предложена реализация метода вейвлет-фильтрации трехмерных медицинских изображений, позволяющая повысить эффективность ресурсозатрат при создании современных аппаратных комплексов медицинской визуализации за счет сокращения разрядности коэффициентов вейвлет-фильтров. Все обрабатываемые данные представляются в формате с фиксированной точкой. Используются упрощенные операции округления. Продемонстрирована связь между некоторыми свойствами трехмерных медицинских изображений, а именно цветовой глубиной и средней яркостью, и разрядностью коэффициентов вейвлет-фильтров, необходимой для их высококачественной обработки на современных микроэлектронных устройствах. Показано, что отношение средней яркости вокселей к максимально допустимому значению уменьшается с увеличением цветовой глубины медицинских изображений. За счет этого при увеличении цветовой глубины изображений уменьшаются требования к точности представления коэффициентов вейвлет-фильтров. Выявлено, что чем меньше средняя яркость медицинских изображений, тем меньше искажения вносит шум квантования, и тем меньшая разрядность коэффициентов нужна для достижения обработанным изображением высокого качества.

Заключение. Предложенная реализация метода вейвлет-фильтрации трехмерных медицинских изображений позволяет минимизировать ресурсозатраты при создании современных аппаратных комплексов медицинской визуализации за счет сокращения разрядности коэффициентов вейвлет-фильтров. Все данные представлены в формате с фиксированной точкой, а операции округления упрощены, что открывает возможность для эффективной с точки зрения ресурсозатрат аппаратной реализации ДВП на современных микроэлектронных устройствах (FPGA, ASIC и др.) для шумоподавления и сжатия трехмерных изображений в медицине.

Ключевые слова: медицинская визуализация, дискретное вейвлет-преобразование, обработка трехмерных изображений, шум квантования.

Abstract. Medical visualization is the process of obtaining visual information about the internal structures of the body for the purpose of their clinical analysis. All modern medical imaging systems use analog-to-digital data conversion, which leads to noise and distortion of information. Image noise reduction is an important issue in modern medical imaging systems.

Materials and methods, results and discussions. The article explores the question of quantizing wavelet filter coefficients in order to minimize resource consumption in hardware implementation of processing methods for three-dimensional medical images of different color depths and average brightness on modern microelectronic devices, such as field-programmable gate arrays (FPGAs) and integral special-purpose circuits (application-specific integrated circuits, ASIC). An implementation of the method of wavelet filtering of three-dimensional medical images is proposed, which makes it possible to increase the efficiency of resource consumption when creating modern hardware systems for medical imaging by reducing the bit depth of the wavelet filter coefficients. All processed data is presented in a fixed-point format. Simplified rounding operations are used. The connection between some properties of three-dimensional medical images, namely color depth and average brightness, and the resolution of wavelet filter coefficients necessary for their high-quality processing on modern microelectronic devices is demonstrated. It is shown that the ratio of the average voxel brightness to the maximum allowable value decreases with increasing color depth of medical images. Due to this, with an increase in the color depth of images, the requirements for the accuracy of the representation of wavelet filter coefficients are reduced. It was revealed that the lower the average brightness of medical images, the less distortion the quantization noise introduces, and the lower the bit depth of the coefficients needed to achieve a high-quality processed image.

Conclusion. The proposed implementation of the wavelet filtering method for three-dimensional medical images allows you to minimize resource costs when creating modern medical imaging hardware complexes by reducing the bit depth of the wavelet filter coefficients. All data is presented in a fixed-point format, and rounding operations are simplified, which opens the possibility for efficient hardware implementation of DVP on modern microelectronic devices (FPGA, ASIC, etc.) for noise reduction and compression of three-dimensional images in medicine.

Key words: medical imaging, discrete wavelet transform, 3D imaging, quantization noise.

Введение. Медицинская визуализация представляет собой процесс получения визуальной информации о внутренних структурах тела с целью их клинического анализа. Медицинская визуализация использует множество различных методов, таких как магнитно-резонансные [1-3], рентгенологические [4, 5], ультразвуковые [1, 6], радионуклидные [5] и оптические [4, 7]. Все современные системы медицинской визуализации используют аналого-цифровое преобразование данных, что приводит к возникновению шумов и искажению информации. Шумоподавление изображений является важной проблемой в современных системах медицинской визуализации [1, 3-5]. С развитием медицинских цифровых технологий сканирования цифровые устройства производят все более качественные изображения, обладающие высоким разрешением и требующие значительного дискового пространства для хранения и обработки полученной информации. Это особенно важно для технологий трехмерного сканирования [2]. Например, четыре набора медицинских изображений, полученных в результате позитронно-эмиссионной томографии одного пациента, могут занимать более 4 Гб дискового пространства [8]. Для результатов оптической когерентной томографии сетчатки может потребоваться более 40 Гб памяти [7]. При текущем уровне развития технологий хранения данных емкость жестких дисков в среднем составляет 1-2 Тб. Таким образом, сжатие трехмерных медицинских изображений также является важной проблемой в современных системах формирования медицинских изображений.

Для решения задач шумоподавления и сжатия двумерных и трехмерных медицинских изображений используются различные преобразования. Наиболее распространенными из них являются дискретное преобразование Фурье (ДПФ) [7] и дискретное вейвлет-преобразование (ДВП) [9]. ДПФ выделяет частотную информацию о сигнале, в то время как ДВП позволяет получать частотно-временную информацию, содержащую его локальные особенности. ДВП изображений выполняется путем свертки с парой низкочастотного и высокочастотного вейвлет-фильтров, которые выделяют основную и детальную информацию из изображения соответственно. В современных алгоритмах, использующих ДВП, таких как SPIHT [10] и EZW [11], шумоподавление и сжатие изображений выполняются путем обработки детальной информации. Высокую вычислительную сложность в этих алгоритмах имеет операция свертки. Одним из способов улучшения характеристик этой операции является аппаратная реализация на современных микроэлектронных устройствах, таких как программируемые пользователем вентильные матрицы (FPGA) и специализированные интегральные схемы (ASIC), работающие с числами в формате с фиксированной точкой [12]. В результате преобразования коэффициентов вейвлет-фильтров в формат с фиксированной точкой возникает шум квантования, из-за чего свертка выполняется с ошибкой. Возникает вопрос о точности квантования коэффициентов вейвлет-фильтров, которая эффективна с точки зрения аппаратных ресурсов затрат и достаточна для достижения требуемого качества обработки медицинских изображений. В изученных материалах по аппаратной реализации ДВП на FPGA и ASIC [13-17] отсутствуют упоминания о выборе разрядности коэффициентов вейвлет-фильтров. В работе [18] коэффициенты квантуются 16 битами, однако авторы никак не обосновывают этот выбор.

Основной целью данной статьи является выявление зависимости качества ДВП трехмерных медицинских изображений различной цветовой глубины (например, 8-битных и 12-битных) и средней яркости от шума, возникающего при квантовании коэффициентов вейвлет-фильтров. Особое внимание уделено вычислению минимальной разрядности коэффициентов, при которой шум квантования не вносит видимых искажений на результат обработки изображений (например, $PSNR \geq 40$ дБ для 8-битных изображений) [19], или не вносит искажений вообще ($PSNR = \infty$).

ДВП трехмерных изображений. ДВП – это преобразование одномерного или многомерного сигнала, представляющее собой свертку входных данных с набором вейвлет-фильтров, состоящих из дискретных коэффициентов и переводящих сигнал из временного представления в частотно-временное. Будем считать, что вейвлет-

фильтры F состоят из коэффициентов $f_{F,i}$, где $i = 0, \dots, k-1$ – номер коэффициента, а k – их количество. Коэффициенты $f_{F,i}$ низкочастотных и высокочастотных вейвлет-фильтров анализа (LD, HD) и синтеза (LR, HR) связаны следующим образом [12]

$$f_{HD,i} = (-1)^i f_{LD,k-i+1}, \quad f_{LR,i} = f_{LD,k-i+1}, \quad f_{HR,i} = (-1)^{i+1} f_{LD,i}. \quad (1)$$

В рамках данного исследования использованы вейвлеты Добеши $db(k/2)$, представляющие собой наиболее распространенное семейство вейвлетов с компактным носителем [20].

Трехмерное цифровое медицинское изображение I из X строк, Y столбцов и Z кадров представим в виде функции $I(x, y, z)$, в которой $0 \leq x \leq X-1$, $0 \leq y \leq Y-1$ и $0 \leq z \leq Z-1$ являются пространственными координатами I . В этом случае значения вокселей (аналогов двумерных пикселей для трехмерного пространства) представляются в виде $I(x, y, z)$. Свертка такого изображения с вейвлет-фильтрами осуществляется по формулам

$$I'(x, y, z) = \sum_{i=1}^k I(x-i, y, z) \cdot f_{F,i}, \quad I''(x, y, z) = \sum_{i=1}^k I'(x, y-i, z) \cdot f_{F,i},$$

$$I'''(x, y, z) = \sum_{i=1}^k I''(x, y, z-i) \cdot f_{F,i},$$

где I' , I'' и I''' – результаты свертки по строкам, столбцам и кадрам соответственно. ДВП трехмерного изображения осуществляется путем последовательной свертки с вейвлет-фильтрами согласно схеме, представленной на рисунке 1, по ниже перечисленным этапам.

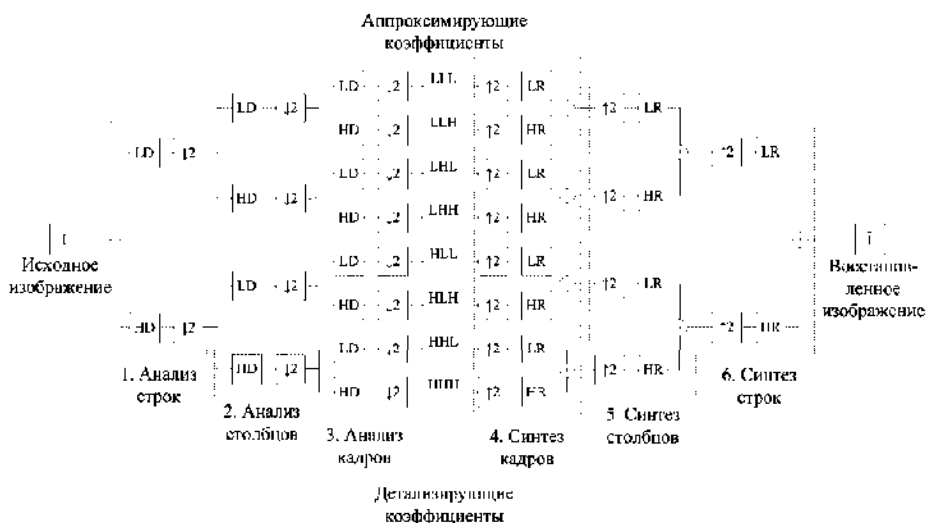


Рис. 1. Схема ДВП трехмерного изображения/ Figure 1 - Diagram of the DWT image

1. Анализ строк выполняется путем разложения оригинального изображения I по строкам с использованием низкочастотного LD и высокого частотного HD вейвлет-фильтров и понижающей в два раза дискретизации ($\downarrow 2$).

2. Анализ столбцов выполняется путем разложения коэффициентов, полученных на 1 этапе, по столбцам аналогично анализу строк.

3. Анализ кадров выполняется путем разложения коэффициентов, полученных на 2 этапе, по столбцам аналогично анализу строк.

В результате анализа исходного изображения I получаем 8 наборов коэффициентов $LLL, LLH, LHL, LHH, HLL, HLH, HHL, HHH$, которые можно разделить на аппроксимирующие (LLL), соответствующие низкочастотной составляющей сигнала и содержащие основную информацию об изображении, и детализирующие ($LLH, LHL, LHH, HLL, HLH, HHL, HHH$), соответствующие высокочастотной части сигнала и содержащие детальную информацию об изображении. Путем манипуляций детализирующими коэффициентами разложения изображения осуществляется шумоподавление и сжатие медицинских изображений.

4. Синтез кадров выполняется путем повышающей в два раза дискретизации ($\uparrow 2$) коэффициентов разложения изображения по кадрам и восстановления с использованием низкочастотного LR и высокочастотного HR вейвлет-фильтров с последующим суммированием соответствующих результатов.

5. Синтез столбцов выполняется путем восстановления коэффициентов, полученных на 4 этапе, по столбцам аналогично синтезу кадров.

6. Синтез строк выполняется путем восстановления коэффициентов, полученных на 5 этапе, по столбцам аналогично синтезу кадров.

В результате синтеза 8 наборов коэффициентов разложения происходит восстановление исходного изображения \tilde{I} . Теоретически, изображение I должно быть полностью восстановлено, поскольку схема на рисунке 1 обладает свойством точного восстановления сигнала [21]. Но из-за шума квантования, обусловленного цифровым форматом представления информации, в процессе обработки появляется погрешность, искажающая как наборы коэффициентов разложения изображения, так и восстановленное изображение \tilde{I} .

Возникает вопрос о разрядности представления коэффициентов $f_{F,i}$ вейвлет-фильтров F , эффективной с точки зрения аппаратной реализации на современных микроэлектронных устройствах, и необходимого для достижения обработанным изображением требуемого качества. На современных устройствах скорость выполнения операций над числами в формате с фиксированной точкой существенно выше, чем над числами в формате с плавающей точкой. Это может быть использовано при разработке медицинских систем визуализации. Предлагается квантовать коэффициенты вейвлет-фильтров следующим образом: умножать на 2^n и округлять к большему

$$f_{F,i}^* = \lceil 2^n f_{F,i} \rceil. \quad (2)$$

В данном случае разрядность r квантованных коэффициентов $f_{F,i}^*$ может быть вычислена по формуле $r = n + 1$. Значения вокселей обработанного трехмерного изображения I^* , полученного в результате ДВП по схеме на рисунке 1 с использованием коэффициентов, квантованных по формуле (2), преобразуются делением на 2^{6n} (по 2^n за каждую свертку с вейвлет-фильтрами) и округлением к меньшему

$$\tilde{I} = \lfloor 2^{-6n} I^* \rfloor. \quad (3)$$

В результате выполнения этих действий получаем только целые числа. Ошибка квантования округленных коэффициентов вейвлет-фильтров строго избыточна. Округление результатов ДВП минимизирует эту ошибку и не может вызвать ошибку само по себе. Операции округления к большему и к меньшему выполняются путем отбрасывания дробной части чисел с добавлением единицы в случае округления к большему. При этом ошибки округления будут иметь разные знаки и частично компенсируют друг друга. Использование операции округления именно в этом порядке требует меньше ресурсов для аппаратной реализации, чем использование операции округления к ближайшему целому. Это связано с тем, что коэффициенты вейвлет-фильтров заранее известны и могут быть квантованы предварительно. Таким образом, коэффициенты вейвлет-фильтров будут использоваться в виде констант в аппаратной части. Свертка выполняется с использованием арифметико-логических устройств, а ее результат округляется путем простого отбрасывания дробной части и не требует дополнительных аппаратных и временных затрат.

Для оценки качества обработки трехмерных медицинских изображений используется характеристика пиковое отношение сигнал-шум ($PSNR$). Логарифмическая природа $PSNR$ позволяет четко интерпретировать результаты, которые немного отличаются друг от друга. Другие метрики обычно показывают только большую разницу. Эта характеристика измеряется в децибелах (дБ) и рассчитывается по следующей формуле [9]

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{(2^B - 1)^2}{MSE} \right) = 10 \lg \left(\frac{M^2}{MSE} \right),$$

где B – цветовая глубина изображения (медицинские изображения обычно бывают 8-битными, 12-битными или 16-битными), M – максимальное значение яркости вокселей (например, $M = 2^8 - 1 = 255$ для 8-битных изображений); MSE – среднеквадратическое отклонение значений яркости, определяемое для трехмерных изображений по формуле [9]

$$MSE = \frac{\sum_{x=0}^{X-1} \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{z=0}^{Z-1} (I(x, y, z) - \tilde{I}(x, y, z))^2}{X \cdot Y \cdot Z}$$

Для тождественно равных изображений $PSNR = \infty$. Качество обработки считается высоким, если $PSNR \geq Q$, где Q – порог качества, описывающий разницу между двумя изображениями, почти незаметную для человеческого глаза. Для 8-битных изображений $Q = 40$ [19]. Предлагается обобщить Q на случаи 12- и 16-битных изображений формулой

$$Q = 5B, \quad (4)$$

согласно которой $Q = 60$ дБ и $Q = 80$ дБ для 12-битных и 16-битных изображений соответственно. В следующем разделе показано, как точность квантования коэффициентов вейвлет-фильтров и цветовая глубина трехмерного медицинского изображения влияют на качество обработки.

Моделирование ДВП трехмерных медицинских изображений

Моделирование проведено в среде программирования MatLab версии R2018b для трех трехмерных полутоновых томографических изображений: 8-битного «wmri» (рис. 3а) размера $128 \times 128 \times 27$; 12-битного «Trufi_COR» (рис. 4а) размера $320 \times 320 \times 30$; 16-битного «Body_1.0» (рис. 5а) размера $512 \times 512 \times 507$. Гистограммы данных изображений представлены на рис. 2. Чем больше цветовая глубина изображения, тем ниже его отношение средней яркости вокселей к максимально допустимому. В дальнейшем будет показано влияние этого фактора на качество обработки изображений.

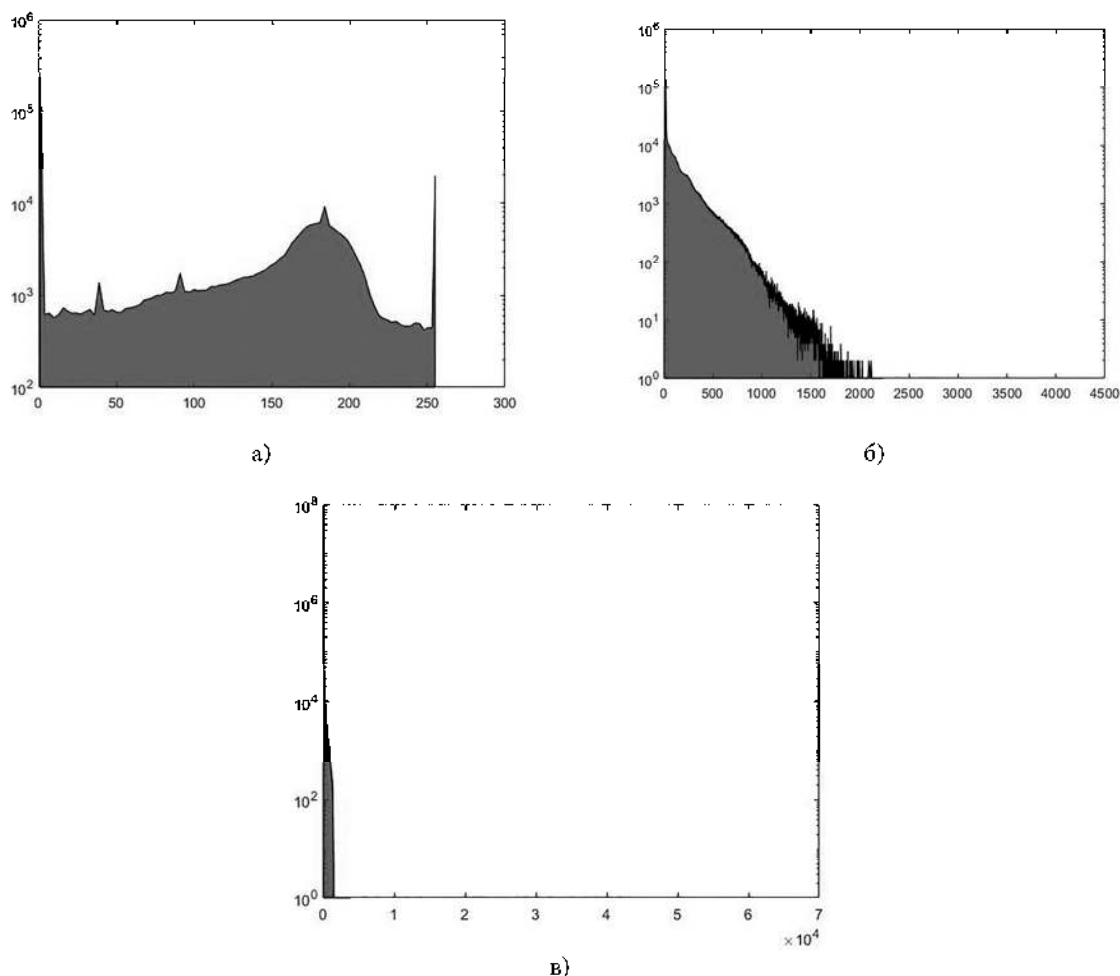


Рис. 2. Гистограммы обработанных изображений: а) «wmri», средняя яркость 63,276; б) «Trufi_COR», средняя яркость 129,796; в) «Body_1.0», средняя яркость 21,053 /

Fig. 2. Histograms of processed images: a) "wmri", average brightness 63.276; b) "Trufi_COR", the average brightness of 129.796; c) "Body_1.0", average brightness 21,053

Изображения обработаны следующим образом: командой «wfilters» получены коэффициенты $f_{r,i}$ фильтров $db(k/2)$ ($k=2,4,6,\dots,20$); они квантованы в формат с фиксированной точкой умножением на 2^n ($n=1,2,3,\dots,20$) и округлением к большему по формуле (2); командой «dwt3» осуществлено ДВП изображений; результаты (I^*) преобразованы делением на 2^{6n} и округлением к меньшему по формуле (3). Примеры обработки изображений «wmri», «Trufi_COR» и «Body_1.0» DWT вейвлетом $db8$ представлены на рис. 3-5 соответственно. Из рисунков видно улучшение качества обработки изображений при увеличении разрядности r коэффициентов вейвлет-фильтров: на рис. 3б, 4б и 5б видны искажения; на рис. 3в, 4в и 5в обработанные изображения неотличимы на глаз от исходных изображений.



Рис. 3. Пример обработки 8-битного изображения «wmri» (15-ый кадр) вейвлетом $db8$: а) исходное изображение; обработанное изображение: б) $r=9$, $PSNR=27,62$ дБ; в) $r=12$, $PSNR=47,11$ дБ / Fig. 3. An example of processing an 8-bit image “wmri” (15th frame) with a wavelet: a) the original image; processed image: б), dB; c), dB

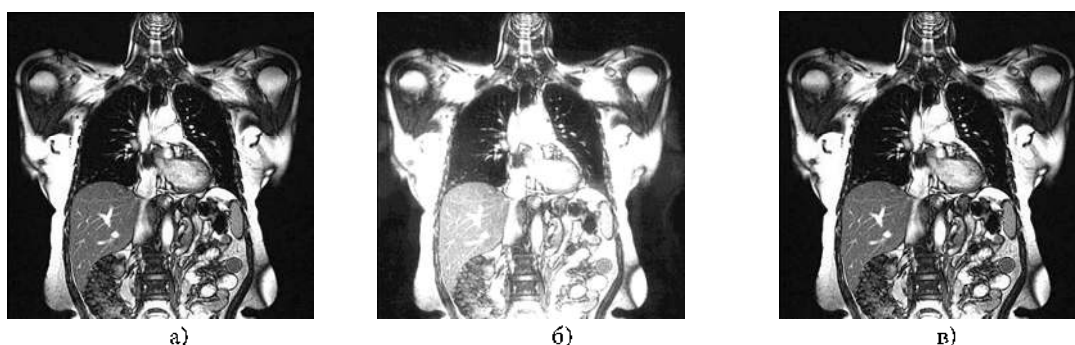


Рис. 4. Пример обработки 12-битного изображения «Trufi_COR» (15-ый кадр) вейвлетом $db8$: а) исходное изображение; обработанное изображение: б) $r=7$, $PSNR=30,27$ дБ; в) $r=12$, $PSNR=64,57$ дБ / Fig. 4. An example of processing a 12-bit Trufi_COR image (frame 15) with a wavelet: a) the original image; processed image: б), dB; c), dB

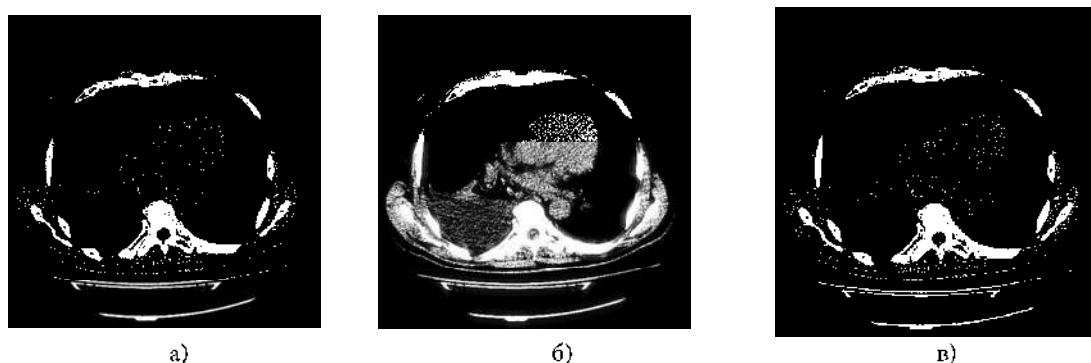


Рис. 5. Пример обработки 16-битного изображения «Body_1.0» (1-ый кадр) вейвлетом $db8$: а) исходное изображение; обработанное изображение: б) $r=7$, $PSNR=64,05$ дБ; в) $r=10$, $PSNR=85,30$ дБ / Fig. 5. An example of processing a 16-bit image “Body_1.0” (1st frame) by a wavelet: a) the original image; processed image: б), dB; c), dB

В таблицах 1–3 представлены результаты моделирования (*PSNR*, дБ) ДВП трехмерных полутоновых медицинских изображений «wmri» (8-битное), «Trufi_COR» (12-битное) и «Body_1.0» (16-битное) для различных разрядностей *r* и количества $k = 2, 4, 6, \dots, 20$ коэффициентов фильтров вейвлетов Добеши $db(k/2)$.

Таблица 1

Результаты моделирования (*PSNR*, дБ) ДВП трехмерного 8-битного медицинского изображения «wmri» с использованием разрядностей *r* коэффициентов фильтров вейвлетов Добеши

Table 1

Modeling results (*PSNR*, dB) of the DWT 3-d 8-bit medical image “wmri” using bit depths of filter coefficients of Daubechies wavelets

<i>r</i>	<i>db1</i>	<i>db2</i>	<i>db3</i>	<i>db4</i>	<i>db5</i>	<i>db6</i>	<i>db7</i>	<i>db8</i>	<i>db9</i>	<i>db10</i>
9	37,77	37,51	31,59	31,45	33,45	27,81	25,33	27,62	24,16	25,03
10	44,78	44,47	38,16	37,95	40,21	32,98	30,81	32,95	30,76	30,67
11	52,66	52,44	48,29	42,84	44,97	41,03	37,43	39,59	37,37	36,48
12	69,55	56,29	53,32	50,66	52,88	48,64	43,25	47,11	44,52	44,44
13	∞	∞	70,86	60,74	60,36	56,92	52,47	53,42	53,32	50,09
14	∞	∞	∞	∞	∞	93,45	65,73	64,80	64,10	57,65
15	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞

Таблица 2

Результаты моделирования (*PSNR*, дБ) ДВП трехмерного 12-битного медицинского изображения «Trufi_COR» с использованием разрядностей *r* коэффициентов фильтров вейвлетов Добеши

Table 2

Simulation results (*PSNR*, dB) of the DWT 3-d 12-bit medical image "Trufi_COR" using bit depths of the filter coefficients of Daubechies wavelets

<i>r</i>	<i>db1</i>	<i>db2</i>	<i>db3</i>	<i>db4</i>	<i>db5</i>	<i>db6</i>	<i>db7</i>	<i>db8</i>	<i>db9</i>	<i>db10</i>
9	55,35	55,15	49,64	49,52	51,56	46,10	43,74	46,08	42,62	43,54
10	61,94	61,74	55,93	55,74	58,14	51,13	49,08	51,29	49,14	49,10
11	69,03	69,02	65,33	60,46	62,66	58,84	55,49	57,68	55,53	54,82
12	77,25	72,30	69,89	67,43	69,64	65,88	61,00	64,57	62,24	62,33
13	88,60	81,40	78,04	75,10	75,33	73,56	69,22	70,48	70,39	67,51
14	118,20	96,42	85,23	82,51	82,65	80,99	77,38	77,57	77,62	74,43
15	129,34	119,88	99,48	93,90	90,03	91,05	88,62	84,20	85,12	84,30
16	∞	∞	∞	110,99	105,34	109,92	105,08	94,67	98,96	91,61
17	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	121,21	117,93
18	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞

Таблица 3

Результаты моделирования (*PSNR*, дБ) ДВП трехмерного 16-битного медицинского изображения «Body_1.0» с использованием разрядностей *r* коэффициентов фильтров вейвлетов Добеши

Table 3

Modeling results (*PSNR*, dB) of the the DWT 3-d 12-bit medical image “Body_1.0” using bit depths of filter coefficients of Daubechies wavelets

<i>r</i>	<i>db1</i>	<i>db2</i>	<i>db3</i>	<i>db4</i>	<i>db5</i>	<i>db6</i>	<i>db7</i>	<i>db8</i>	<i>db9</i>	<i>db10</i>
7	77,99	77,69	70,86	68,90	68,96	65,38	65,39	64,05	62,04	59,98
8	87,98	81,65	78,77	76,46	76,54	71,53	70,89	72,11	68,08	68,88
9	88,22	88,00	82,85	82,90	84,95	79,80	77,67	79,97	76,69	77,63
10	94,84	94,62	89,15	88,98	91,67	84,80	83,03	85,30	83,27	83,27
11	101,92	101,93	98,64	93,87	96,45	92,39	89,47	91,69	89,76	89,16
12	109,95	105,14	103,17	100,98	103,38	99,76	94,87	98,86	96,63	96,80
13	120,74	114,03	111,17	108,38	108,91	107,49	103,36	104,87	104,83	102,16
14	167,56	127,71	118,07	115,86	116,02	115,25	111,44	111,96	112,20	109,24
15	166,77	169,11	131,41	126,83	122,99	125,99	123,36	119,26	119,89	119,63
16	∞	∞	∞	144,12	138,29	145,66	140,29	130,67	135,37	128,20
17	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	172,79	161,13
18	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞	∞

На основе таблиц 1–3 составим таблицу 4 с минимальными разрядностями r коэффициентов фильтров вейвлетов Добеши $db(k/2)$, при которых результат обработки изображений с различной цветовой глубиной достигает высокого, согласно формуле (4), и максимального ($PSNR = \infty$) качества.

Таблица 4

Минимальные разрядности r коэффициентов фильтров вейвлетов Добеши при которых результат обработки изображений достигает высокого и максимального качества

Table 4

Minimum bit r depths of Daubechies wavelet filter coefficients at which the result of image processing reaches high and maximum quality

Цветовая глубина изображения	$PSNR$, дБ	$db1$	$db2$	$db3$	$db4$	$db5$	$db6$	$db7$	$db8$	$db9$	$db10$
8	40	10	10	11	11	10	11	12	12	12	12
	∞	13	13	14	14	14	15	15	15	15	15
12	60	10	10	11	11	11	12	12	12	12	12
	∞	16	16	16	17	17	17	17	17	18	18
16	80	8	8	9	9	9	10	10	10	10	10
	∞	16	16	16	17	17	17	17	17	18	18

Из таблицы 4 видно, что чем больше количество коэффициентов вейвлет-фильтров, тем более высокая точность представления коэффициентов нужна для достижения обработанными изображениями высокого и максимального качества. При этом обработанное 16-битное изображение достигает высокого ($PSNR \geq 80$ дБ) качества, используя в среднем на два разряда меньше для хранения коэффициентов вейвлет-фильтров, чем при обработке 12-битного изображения. Данный факт объясняется тем, что отношение средней яркости вокселей к максимально допустимому значению уменьшается с увеличением цветовой глубины медицинских изображений, что демонстрируется гистограммами на рисунке 2. Засчет этого при увеличении цветовой глубины изображений уменьшаются требования к точности представления коэффициентов вейвлет-фильтров.

Для анализа зависимости качества обработки изображений одинаковой цветовой глубины от средней яркости их вокселей обработан набор 12-битных изображений. В таблице 5 и на рис. 6 представлены результаты моделирования ($PSNR$, дБ) ДВП различных трехмерных 12-битных томографических изображений вейвлетом $db4$ с разрядностью $r = 11$ коэффициентов. Изображения отсортированы по возрастанию средней яркости вокселей этих изображений.

Таблица 5

Результаты моделирования ($PSNR$, дБ) ДВП различных трехмерных 12-битных томографических изображений вейвлетом $db4$ с разрядностью $r = 11$ коэффициентов

Table 5

Simulation results ($PSNR$, dB) of fiberboard of various DWT 3-d 12-bit tomographic images by wavelet with the bit depth of the $r = 11$ coefficients

Название изображения	Средняя яркость	$PSNR$, дБ
SUB_1st pass	16,89	74,57
cor shared echo_SUB_MIP_COR	33,92	72,87
MIP thin cor first phase	55,16	67,63
mra highres.ce_S47_DIS2D	63,74	69,07
cor thin mips 1st pass	67,92	64,58
mra highres.ce_S48_DIS2D	77,29	67,32
sag timing run-flash_MIP_SAG	91,71	62,81
cine_retro_normal_lvot	109,46	63,07
cine_retro_normal_rvot	123,87	60,63
Trufi_COR	129,80	60,46
Trufi_SAG	130,79	59,97
cine_retro_normal_sa	133,50	60,17
cine_retro_normal_lvla	134,35	60,41
cine_retro_normal_hla	144,48	59,72
cine_retro_aortic valve	157,94	58,87
Trufi_TRANS	162,25	58,83
t1_fl2d_cor_pre-post	187,42	58,39

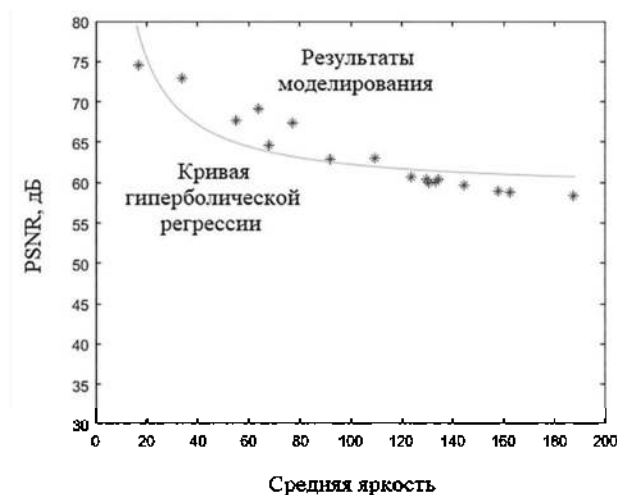


Рис. 6. Результаты моделирования ($PSNR$, дБ) ДВП различных трехмерных 12-битных томографических изображений вейвлетом $db4$ с разрядностью $r = 11$ коэффициентов

Fig. 6. Modeling results ($PSNR$, dB) of fiberboard of various 3-d 12-bit tomographic images by wavelet with $r = 11$ coefficient width

Нелинейная гиперболическая регрессия [22], кривая которой представлена на рисунке 6, имеет уравнение $PSNR = 58,98 + 328,78/A$, где A – средняя яркость вокселей изображения. Значение F -критерия Фишера-Снедекора [23] построенной кривой $F = 42,24$. Табличное значение F -критерия [24] для уровня значимости 0,001 со степенями свободы $k_1 = p - 1 = 2 - 1 = 1$ и $k_2 = m - p = 17 - 2 = 15$ $F_{0,001;1,15} = 16,59$, где p – число оцениваемых параметров уравнения регрессии, а m – количество изображений из таблицы 5. Так как $F > F_{0,001;1,15}$, то полученное уравнение нелинейной гиперболической регрессии является значимым.

Данные, представленные в таблице 5 и на рисунке 6, показывают зависимость качества обработки 12-битных медицинских томографических изображений от средней яркости их вокселей. Эта зависимость имеет форму нелинейной гиперболической регрессии. С увеличением средней яркости вокселей (с 16,89 до 187,42) качество обработки снижается (с 74,57 дБ до 58,39 дБ по метрике $PSNR$). Разница в качестве обработки изображений с минимальным и максимальным значениями средней яркости, в соответствии с таблицей 5, составляет более 15 дБ. Это соизмеримо с разницей в качестве обработки одного и того же изображения одним и тем же вейвлетом с разрядностями коэффициентов, отличными на 2, согласно таблицам 1-3. Иначе говоря, для высококачественной обработки 12-битного изображения со средней яркостью 16,89 на коэффициенты вейвлет-фильтров нам понадобится выделять на 2 бита меньше, чем для обработки 12-битного изображения со средней яркостью 187,42. Уменьшение разрядности коэффициентов приводит к значительной экономии ресурсов при аппаратной реализации на современных микроэлектронных устройствах. Средняя яркость вокселей медицинского изображения может варьироваться в разных диапазонах в зависимости от многих факторов: от условий получения медицинского изображения; от типа анализирующего устройства; от конкретных настроек устройства; от анализируемого органа или группы органов; и т.д. Таким образом, требования к разрядности представления коэффициентов вейвлет-фильтров могут быть ослаблены в зависимости от возможности учета многих факторов, связанных с характером изображений, получаемых в результате анализов.

Заключение. В статье продемонстрирована связь между некоторыми свойствами трехмерных медицинских изображений, а именно цветовой глубиной и средней яркостью, и разрядностью коэффициентов вейвлет-фильтров, необходимой для их высококачественной обработки на современных микроэлектронных устройствах. Моделирование показало, что отношение средней яркости вокселей к максимально допустимому значению уменьшается с увеличением цветовой глубины медицинских изображений. Засчет этого при увеличении цветовой глубины изображений уменьшаются требования к точности представления коэффициентов вейвлет-фильтров. Также согласно полученным результатам, чем меньше средняя яркость медицинских изображений, тем меньше искажения вносит шум квантования, и тем меньшая разрядность коэффициентов нужна для достижения обработанным изображением высокого качества.

Предложенная реализация метода вейвлет-фильтрации трехмерных медицинских изображений позволяет минимизировать ресурсозатраты при создании современных аппаратных комплексов медицинской визуализации за счет сокращения разрядности коэффициентов вейвлет-фильтров. Все данные представлены в формате с фиксированной точкой, а операции округления упрощены, что открывает возможность для эффективной с точки зрения ресурсозатрат аппаратной реализации ДВП на современных микроэлектронных устройствах (FPGA, ASIC и др.) для шумоподавления и сжатия трехмерных изображений в медицине.

Благодарности

Автор выражает свою признательность Ставропольскому краевому клиническому консультативно-диагностическому центру за предоставление томографических изображений.

Финансирование

Работа выполнена при финансовой поддержке: базовой части государственного задания №2.6035.2017/БЧ; РФФИ, проект №19-07-00130 А.

ЛИТЕРАТУРА \ REFERENCES

1. Barnhill E. et al. Nonlinear multiscale regularisation in MR elastography: Towards fine feature mapping // *Med. Image Anal. Elsevier*, 2017. Vol. 35. P. 133–145.
2. Lucas L.P.R. et al. Lossless Compression of Medical Images Using 3-D Predictors // *IEEE Trans. Med. Imaging*, 2017. Vol. 36, № 11. P. 2250–2260.
3. Manjón J. V., Coupé P., Buades A. MRI noise estimation and denoising using non-local PCA // *Med. Image Anal. Elsevier*, 2015. Vol. 22, № 1. P. 35–47.
4. Schirrmacher F. et al. Temporal and volumetric denoising via quantile sparse image prior // *Med. Image Anal. Elsevier*, 2018. Vol. 48. P. 131–146.
5. Xu Z. et al. Joint solution for PET image segmentation, denoising, and partial volume correction // *Med. Image Anal.* 2018. Vol. 46. P. 229–243.
6. Wu H., Huynh T.T., Souvenir R. Echocardiogram enhancement using supervised manifold denoising // *Med. Image Anal. Elsevier*, 2015. Vol. 24, № 1. P. 41–51.
7. Fang L. et al. 3-D adaptive sparsity based image compression with applications to optical coherence tomography // *IEEE Trans. Med. Imaging*, 2015. Vol. 34, № 6. P. 1306–1320.
8. Parikh S.S. et al. High Bit-Depth Medical Image Compression with HEVC // *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, 2018. Vol. 22, № 2. P. 552–560.
9. Ravichandran D., Ahamad M.G., Dhivakar M.R.A. Performance analysis of three-dimensional medical image compression based on discrete wavelet transform // 2016 22nd Int. Conf. Virtual Syst. Multimed. IEEE, 2016. P. 1–8.
10. Song X. et al. Three-dimensional separate descendant-based SPIHT algorithm for fast compression of high-resolution medical image sequences // *IET Image Process.* 2016. Vol. 11, № 1. P. 80–87.
11. Navcen C. et al. A simple and efficient approach for medical image security using chaos on EZW // *ICAPR 2015–2015 8th Int. Conf. Adv. Pattern Recognit. IEEE*, 2015. P. 1–6.
12. Bailey D.G. Design for Embedded Image Processing on FPGAs. Singapore: John Wiley & Sons (Asia) Pte Ltd, 2011.
13. Ahmad A., Ja'afar N.H., Amira A. FPGA-based implementation of 3-D Daubechies for medical image compression // 2012 IEEE-EMBS Conf. Biomed. Eng. Sci. IEEE, 2012. P. 683–688.
14. Elsayed M. et al. FPGA implementation of DWT EEG data compression for wireless body sensor networks // 2016 IEEE Conf. Wirel. Sensors. IEEE, 2016. P. 21–25.
15. Jiang R.M., Crookes D. FPGA Implementation of 3D Discrete Wavelet Transform for Real-Time Medical Imaging // 2007 18th Eur. Conf. Circuit Theory Des. IEEE, 2007. P. 519–522.
16. El Hassan E.M., Karim M. An FPGA-based implementation of a pre-processing stage for ECG signal analysis using DWT // 2014 Second World Conf. Complex Syst. IEEE, 2014. P. 649–654.
17. Vijendra V., Kulkarni M. ECG signal filtering using DWT haar wavelets coefficient techniques // 2016 Int. Conf. Emerg. Trends Eng. Technol. Sci. IEEE, 2016. P. 1–6.
18. Ballesteros Larrotta D.M., Moreno Enciso D.M., Gaona Barrera A.E. Compression of biomedical Signals on FPGA by DWT and run-length // 2010 IEEE ANDESCON Conf. Proceedings, ANDESCON 2010. IEEE, 2010. P. 1–5.
19. Lalithakumari S. et al. Selection of optimum compression algorithms based on the characterization on feasibility for medical image // *Biomed. Res.* 2017. Vol. 28, № 13. 5633–5637 p.
20. Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets. Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
21. Vaidyanathan P.P. Multirate systems and filter banks. Prentice Hall, 1993. 911 p.

22. Seber G.A.F., Wild C.J. Nonlinear Regression. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 1989.
23. Maddala G.S., Lahiri K. Introduction to econometrics. Wiley, 2009. 634 p.
24. F-Distribution Tables . URL: http://socr.ucla.edu/Applets.dir/F_Table.html#FTable0.001 (07.06.2019).

ОБ АВТОРЕ

Нагорнов Николай Николаевич, аспирант кафедры прикладной математики и математического моделирования (ПМиММ) ФГАОУ ВО «Северо-Кавказский федеральный университет» (СКФУ), 355009, г. Ставрополь, ул. Пушкина 1. Тел.: +79624513247; E-mail: sparta1392@mail.ru

Nagornov Nikolay Nikolaevich, PhD student of the Department of Applied Mathematics and Mathematical Modeling FSAEI HE «North-Caucasus Federal University», 1, Pushkin Street, Stavropol 355009; Phone: +79624513247, E-mail: sparta1392@mail.ru

Дата поступления в редакцию: 01.06.2019

После рецензирования: 25.8.2019

Дата принятия к публикации: 01.09.2019