

Приборы медицинского назначения, контроля среды, веществ, материалов и изделий

УДК 004.93+535.8

Оригинальная статья

<https://doi.org/10.32603/1993-8985-2020-23-4-66-76>

## Сравнение алгоритмов для шумоподавления изображений оптической когерентной томографии меланомы кожи

О. О. Мякинин

Самарский национальный исследовательский университет  
имени академика С.П. Королева, Самара, Россия

[myakole@gmail.com](mailto:myakole@gmail.com)

### Аннотация

**Введение.** Оптическая когерентная томография (ОКТ) – неинвазивный инструмент для исследования оптически неоднородных сред с микронной точностью, включая онкологию кожи. Однако ОКТ-изображения тканей сильно зашумлены, что усложняет как экспертную, так и автоматическую оценку изображений. В литературе почти отсутствуют систематические сравнения алгоритмов шумоподавления.

**Цель работы.** Получить результаты сравнительного тестирования на наборе ОКТ-изображений меланомы кожи с помощью различных алгоритмов шумоподавления.

**Материалы и методы.** Описан ряд алгоритмов шумоподавления, в которые входят как 2 относительно простых классических алгоритма – винеровский и медианный, так и более сложные: комплексный диффузионный фильтр (Complex Diffusion Filter – CDF), нечеткий анизотропный диффузионный интервальный фильтр второго типа (Interval Type Two Fuzzy Anisotropic Diffusion Filter – ITTFADF) и фильтр на основе эмпирической модовой декомпозиции (Empirical Mode Decomposition – EMD), предложенный ранее автором для визуализации сеточных имплантов. Определены количественные метрики: отношение сигнал/шум (Signal-to-Noise Ratio – SNR), эффективное число наблюдений (Effective Number of Looks – ENL), индекс структурного сходства и коэффициент корреляции  $\chi$ , отражающие 2 основных выбранных принципа улучшения качества изображения: уменьшение шума и сохранность границ слоев ткани и неоднородностей.

**Результаты.** Получены результаты сравнительного тестирования на наборе изображений, состоявшем из 10 меланом, к которым были применены различные алгоритмы шумоподавления.

**Заключение.** Исследование не выявило лучший алгоритм по всем четырем метрикам. По метрике SNR лучше всего работают EMD-фильтр и CDF в зависимости от типа области. EMD-фильтр при этом либо лучший по всем признакам, либо уступает на неоднородных областях по SNR и занял второе место по ENL. Приняв за верную гипотезу о большей значимости сохранности границ перед интегральной оценкой шума, можно сделать однозначный вывод о необходимости использования именно EMD-фильтра. В качестве альтернативы EMD-фильтру можно рекомендовать использовать винеровский фильтр (выигрывающий на индексах сохранности границ) или ITTFADF, который занял третье место по всем используемым метрикам.

**Ключевые слова:** оптическая когерентная томография, диффузионный фильтр, медианный фильтр, винеровский фильтр, нечеткая логика, эмпирическая модовая декомпозиция.

**Для цитирования:** Мякинин О. О. Сравнение алгоритмов для шумоподавления изображений оптической когерентной томографии меланомы кожи // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2020. Т. 23, № 4. С. 66–76. doi: 10.32603/1993-8985-2020-23-4-66-76

---

**Источник финансирования:** Инициативная работа.

**Конфликт интересов.** Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию 29.06.2020; принята к публикации после рецензирования 14.08.2020; опубликована онлайн 29.09.2020

---



Medical Devices and Devices for Control of the Environment, Substances, Materials and Products  
Original article

## Comparison of Noise Reduction Algorithms for Optical Coherence Tomography Images of Skin Melanoma

O. O. Myakinin

Samara National Research University, Samara, Russia

myakole@gmail.com

### Abstract

**Introduction.** Optical coherence tomography (OCT) is a non-invasive instrument for studying optically heterogeneous media with micron precision, including skin cancer. However, OCT tissue images are very noisy. It complicates both expert and automated image evaluations. There are almost no systematic comparisons of noise reduction algorithms in the literature.

**Objective.** To obtain comparative test results on a set of OCT images of skin melanoma using various noise reduction algorithms.

**Materials and methods.** A number of noise reduction algorithms were described, which include two relatively simple classical algorithms: Wiener and median, and more complex ones: a Complex Diffusion Filter (CDF), an Interval type-II Fuzzy Anisotropic Diffusion Filter (ITTFADF) and an Empirical Mode Decomposition (EMD) filter, previously proposed by the author for visualizing of mesh implants. Quantitative metrics were determined: a Signal-to-Noise Ratio (SNR) metrics, an Effective Number of Looks (ENL) metrics, Structural Similarity Index Metrics (SSIM) and a correlation coefficient  $\chi$ , reflecting two main principles of improving image quality: to reduce noise and to save the borders of tissue layers and heterogeneities.

**Results.** The results of a comparative testing on a set of images, consisting of 10 melanomas (to which various noise reduction algorithms were applied) were obtained.

**Conclusion.** The study did not reveal the best algorithm for all four metrics. According to the SNR metric, the EMD and the CDF filters perform the best depending on the type of area. At the same time, the EMD filter is either the best in all respects, or is inferior in SNR in heterogeneous areas and takes the second place in ENL. Taking as the correct hypothesis that the border preservation is more important before an integral noise estimate, it is possible to make an unambiguous conclusion about the need to use the EMD filter. As an alternative to the EMD filter, Wiener filter (which wins on the border preservation metrics) should be used or the ITTFADF, which ranked third in all used metrics.

**Keywords:** optical coherence tomography, diffusion filter, median filter, Wiener filter, fuzzy logic, empirical mode decomposition

**For citation:** Myakinin O. O. Comparison of Noise Reduction Algorithms for Optical Coherence Tomography Images of Skin Melanoma. Journal of the Russian Universities. Radioelectronics. 2020, vol. 23, no. 4, pp. 66–76. doi: 10.32603/1993-8985-2020-23-4-66-76

**Source of financing:** Initiative work.

**Conflict of interest.** Author declares no conflict of interest.

Submitted 29.06.2020; accepted 14.08.2020; published online 29.09.2020

**Введение.** Оптическая когерентная томография (ОКТ) – неинвазивный высокопроизводительный инструмент для исследования оптически неоднородных сред с микронной точностью [1], в том числе с достаточно широким применением в онкологии [2], включая онкологию кожи [3].

Сформированные с помощью ОКТ изображения тканей сильно зашумлены, что усложняет как экспертную, так и автоматическую оценку изображений, так как спекл-шумы маски-

руют границы слоев ткани и неоднородностей, усложняя их обнаружение. Первоначально для шумоподавления использовались статистические техники, наследованные из спекл-визуализации [4–6]. Затем перешли к использованию более адаптированных к решаемой задаче алгоритмов. Однако в литературе уделяется мало внимания сравнению этих подходов. Обычно предлагаемый метод сравнивается с классическими подходами к снижению влияния шумов.

В настоящей статье проведено сравнительное тестирование пяти алгоритмов шумоподавления на наборе ОКТ-изображений меланомы кожи. Рассмотрены 2 относительно простых классических алгоритма – винеровский и медианный, а также более сложные: комплексный диффузионный фильтр (Complex Diffusion Filter – CDF) [7], нечеткий анизотропный диффузионный интервальный фильтр второго типа (Interval Type Two Fuzzy Anisotropic Diffusion Filter – ITTFADF) [8] и фильтр на основе эмпирической модовой декомпозиции (Empirical Mode Decomposition – EMD) [9], предложенный ранее автором для визуализации сеточных имплантов. Результаты алгоритмов сравнивались с помощью количественных метрик (описанных в соответствующем разделе), отражающих 2 основных принципа улучшения качества изображения: уменьшение шума и сохранность границ слоев ткани и неоднородностей.

#### Материалы и методы.

##### Описание эксперимента и исходных изображений.

Все данные получены от совершеннолетних пациентов (европеоиды, I и II фенотипы кожи). Протокол *ex vivo* исследования был одобрен этическим комитетом Самарского государственного медицинского университета.

Вначале врач осматривал пациента для постановки предварительного диагноза. В случае подозрения на меланому опухоль подвергали резекции. Размеры образца составляли примерно  $2 \times 2 \times 1$  см. После этого образец делился на две части так, чтобы каждая часть занимала примерно половину площади видимой поверхности новообразования. Одну часть помещали в стерильный бокс при температуре  $+4 \pm 2$  °C и в течение четырех часов доставляли в лабораторию для ОКТ-исследования. Вторую часть исследовали гистологически для подтверждения диагноза по стандартным протоколам окраски гемактоксином и эозином. В исследовании использовались 10 образцов с гистологически подтвержденными 3-й и 4-й стадиями меланомы.

Изображения были получены в ходе лабораторного *ex vivo* исследования доставленных образцов с помощью стандартной системы ОКТ спектрального типа с оптическим модулем – суперлюминесцентным лазерным диодом (полоса излучения  $840 \pm 45$  нм, выходная мощность 20 мВт) [10]. Управление установкой осуществлялось в среде LabVIEW (National Instruments, США) при помощи программного

обеспечения (ПО) OKTLab [11]. С помощью указанного ПО изображения приводились к размеру  $512 \times 512$  пикселей и сохранялись без какой-либо пост-обработки. К полученным 10 изображениям применялись различные алгоритмы шумоподавления, результаты которых представлены далее.

##### Алгоритмы шумоподавления.

*Медианный фильтр* [12] – нелинейный фильтр, часто используемый в обработке изображения для подавления импульсного шума, называемого шумом "соль и перец". Значения отсчетов внутри скользящего окна фильтра сортируются в порядке возрастания (или убывания), и значение, находящееся в середине ранжированного ряда (его медиана), поступает на выход фильтра. Описанный фильтр лучше, чем свертка, одновременно уменьшает шум и сохраняет границы, подавляя также одиночные импульсные помехи (случайные шумовые выбросы отсчетов и промахи), но хуже обрабатывает гауссовский шум.

Локальный адаптивный *винеровский фильтр* [13] основан на обработке локальной окрестности каждого пикселя, что позволяет приблизить фильтрацию к оптимальной при искажении изображения постоянным аддитивным шумом. Этот фильтр, тем не менее, является попиксельным. Суть обработки состоит в том, что анализируемый пиксель замещается оценкой среднего значения по окрестности в тем большей степени, чем ближе локальная выборочная дисперсия к оценке дисперсии шума в пикселе. И напротив, чем более различаются указанные оценки, тем меньше фильтр воздействует на текущий пиксель.

*Комплексный диффузионный фильтр* [7] (Complex Diffusion Filter – CDF) основан на обобщении уравнения диффузии с комплексным коэффициентом диффузии:

$$\partial I / \partial t = \text{div} [C(I) \text{grad}(I)],$$

где  $I$  – изображение, рассматриваемое как матрица значений сигналов пикселей, изменяемых во времени;  $t$  – время;  $\text{div}(\cdot)$  и  $\text{grad}(\cdot)$  – операторы дивергенции и градиента соответственно;  $C(\cdot)$  – комплексный нелинейный коэффициент диффузии.

Численное итерационное решение данного уравнения можно записать формулой [14]

$$I_{n+1} = I_n + \delta t \text{div} [C(I_n) \text{grad}(I_n)],$$

где  $\delta t$  – дискретный шаг по времени;  $n$  – номер итерации.

В качестве начального условия  $I_0$  для данной динамической модели используется исходное (зашумленное) изображение.

В [14] показано, что для того, чтобы в процессе эволюции исходного изображения во времени при диффузии соседних пикселей друг в друга сохранялись границы, коэффициент диффузии должен быть определен следующим образом:

$$C(I_n) = \frac{e^{i\theta}}{1 + \left[ \frac{\text{Im}(I_n)}{k\theta} \right]^2},$$

где  $\theta$  – имеющая близкое к нулю значение фаза (угол) комплексного коэффициента диффузии;  $\text{Im}(\cdot)$  – мнимая часть изображения на текущей итерации;  $k$  – пороговая константа, определяющая поток коэффициента диффузии.

В общем случае для динамического во времени многомерного процесса (комплексного изображения)  $I(x, y, t)$  в декартовых координатах  $(x, y)$  справедливо соотношение

$$\lim_{\theta \rightarrow 0} \frac{\text{Im}[I(x, y, t)]}{\theta} = t\Delta(G_{\bar{\sigma}}) * I(x, y, 0);$$

$$\bar{\sigma} = \lim_{\theta \rightarrow 0} \sigma = \sqrt{2t},$$

где  $\Delta(\cdot)$  – оператор Лапласа;  $G_{\bar{\sigma}}$  – гауссовское ядро с нулевым средним и дисперсией  $\bar{\sigma}^2$ ;  $*$  обозначает  $N$ -мерную свертку.

Таким образом, при  $\theta \rightarrow 0$  мнимая часть изображения является произведением сглаженной второй производной исходного изображения, времени и фазы. Такая структура обеспечивает чувствительность CDF к перепадам яркости (границам).

*Нечеткий анизотропный диффузионный интервальный фильтр второго типа* [8] (Interval type II Fuzzy Anisotropic Diffusion filter – ITTFADF) для удаления шумов с изображения, аналогично CDF, основан на уравнении диффузии

$$\partial I / \partial t = \text{div}[D(x, y, t) \text{grad}(I)],$$

где анизотропный диффузионный вещественный (в отличие от CDF) коэффициент  $D(x, y, t)$  принимает большие значения на однородных участках изображения и малые значения на участках с перепадами яркости (границы). Это позволяет контролировать диффузионные процессы [8]: ускорять

их на однородных регионах и, наоборот, ослаблять размытие каждого пикселя в области границ на изображении, в которых изначально локальное отношение сигнал/шум выше.

Для того чтобы алгоритм мог работать именно с шумами, требуется дополнительно внести в  $D(x, y, t)$  зависимость от уровня шума. Поэтому итоговый коэффициент диффузии зависит от степени неоднородности в текущей области анализа  $E(x, y, t)$  и ее зашумленности  $Z(x, y, t)$ . Причем оба параметра оцениваются с помощью нечеткой логики. Вклад степени неоднородности в коэффициент диффузии с ростом неоднородности окрестности снижается; для зашумленности зависимость обратная. Указанные зависимости описываются выражениями [15]:

$$E(x, y, t) = G_{\sigma} * \text{med} \left( \sqrt{|\nabla_x * (G_{\sigma} * I)|^2 + |\nabla_y * (G_{\sigma} * I)|^2} \right);$$

$$Z(x, y, t) = |I(x, y, t) - \frac{1}{(2K+1)^2 - 1} \sum_{i=-K}^{i=K} \sum_{j=-K}^{j=K} I(x+i, y+j, t)|;$$

$$D(x, y, t) = 0.5[\text{Fuzzy}(E) + \text{Fuzzy}(Z)],$$

где  $\text{med}(\cdot)$  – медианный фильтр;  $K$  – размер окрестности;

$$\nabla_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad \nabla_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

– операторы Превицта оценки градиента по направлениям  $x$  и  $y$  соответственно;  $\text{Fuzzy}(\cdot)$  – оператор нечеткой логики.

Итерационная последовательность приближенной оценки диффузии строится аналогично диффузионному фильтру.

*Алгоритм шумоподавления на основе эмпирической модовой декомпозиции* разработан для визуализации сеточных имплантов [9].

Алгоритм состоит из двух этапов. На первом происходит фильтрация кадра скользящим средним в окрестности с размерами  $3 \times 3$ . На втором этапе выбранное изображение раскладывается построчно на собственные модовые функции (Intrinsic Mode Function – IMF) с помощью метода эмпирической модовой декомпозиции (Empirical Mode Decomposition – EMD) с последующей пороговой обработкой IMF.

Идея EMD состоит в последовательном отсеивании из сигнала высоких частот. В результате исходный сигнал  $s(x)$  разбивается на сумму  $N$  квазиортогональных квазипериодических IMF  $c_i(x)$  и остаток  $r(x)$ :

$$s(x) = \sum_{i=1}^N c_i(x) + r(x).$$

Практически реализуемые IMF удовлетворяют двум условиям:

- на всем множестве данных число экстремумов и число переходов через ноль различаются не более, чем на единицу;
- в каждой точке среднее значение огибающих, определяемое локальными максимумами и минимумами, близко к нулю.

Процесс отсеивания мод в EMD можно кратко представить следующим образом. Взяв за начальное (нулевое) приближение к  $c_1(x)$  сигнал  $s(x)$ , первое приближение можно получить, если вычесть из нулевого приближения его сглаженную версию, которая оценивается как среднее между верхней и нижней огибающими, полученными интерполяцией максимумов и минимумов сигнала соответственно. Итерационный процесс повторяется до тех пор, пока изменениями между итерациями нельзя будет пренебречь. Аналогично выполняется отсеивание моды  $c_2(x)$  из остаточного сигнала  $r(x) - c_1(x)$ . Отсеивание мод происходит до тех пор, пока нужное количество IMF не будет отсеяно. Оставшийся сигнал принимается за остаток  $r(x)$ .

После разложения над первыми несколькими (обычно от одной до трех) IMF выполняется пороговая обработка (учитывая простое предположение, что амплитуда сигнала больше амплитуды шума). При этом пиксели тех полупериодов, амплитуда которых меньше некоторого наперед заданного порога  $T$ , обнуляются. Такой подход отличается от классических понятий жесткой и мягкой пороговой обработки, где обнуляются значения в пикселях, меньшие заданного порога. В рассматриваемом случае пороговой обработки алгоритм оперирует полупериодами как минимальными единицами сигнала, что возможно благодаря тому, что IMF являются квазипериодическими.

*Матрики оценки качества шумоподавления.* Для оценки качества шумоподавления использованы 4 количественные оценки. Оценки выбирались таким образом, чтобы максимально оценить

как общее снижение уровня шума, так и сохранность границ – 2 признака, играющих основную роль при диагностике по снимкам ОКТ.

**Отношение сигнал/шум** (Signal-to-Noise Ratio – SNR) характеризует превышение сигнала над шумом. SNR определяется отношением дисперсий сигнала  $\sigma_s^2$  и шума  $\sigma_n^2$ :

$$\text{SNR} = \sigma_s^2 / \sigma_n^2.$$

**Эффективное число наблюдений** (Effective Number of Looks – ENL) [15] – оценка спекла на изображении. Под спеклом понимается интерференционная картина, формируемая в результате интерференции оптических потоков случайно расположенных рассеивателей в формирующей изображение оптической системе. ENL дает существенное представление о гладкости на снимках в областях, которые должны быть однородными, но были искажены шумом. ENL оценивается как отношение квадрата выборочного среднего значений сигнала в пикселях изображения или его анализируемого фрагмента  $\mu$  к дисперсии этих значений  $\sigma^2$ :  $\text{ENL} = \mu^2 / \sigma^2$ .

**Индекс структурного сходства** (Structural Similarity – SSIM) двух изображений [17] является мерой схожести между двумя изображениями  $I_1$  и  $I_2$ :

$$\text{SSIM}(I_1, I_2) = \frac{(2\mu_{I_1}\mu_{I_2} + C_1)(2\sigma_{I_1I_2} + C_2)}{(\mu_{I_1}^2 + \mu_{I_2}^2 + C_1)(\sigma_{I_1}^2 + \sigma_{I_2}^2 + C_2)},$$

где  $C_1$  и  $C_2$  – стабилизирующие константы;  $\mu_{I_1}$ ,  $\mu_{I_2}$  – выборочные средние изображений или их сравниваемых областей;  $\sigma_{I_1}^2$ ,  $\sigma_{I_2}^2$  – выборочные дисперсии;

$$\sigma_{I_1I_2} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_{I_1})(y_i - \mu_{I_2})$$

– ковариация  $I_1$  и  $I_2$ .

**Параметр корреляции**  $\chi$  [7]:

$$\chi(I_1, I_2) = Nm(I_1, I_2) / Dn(I_1, I_2),$$

где

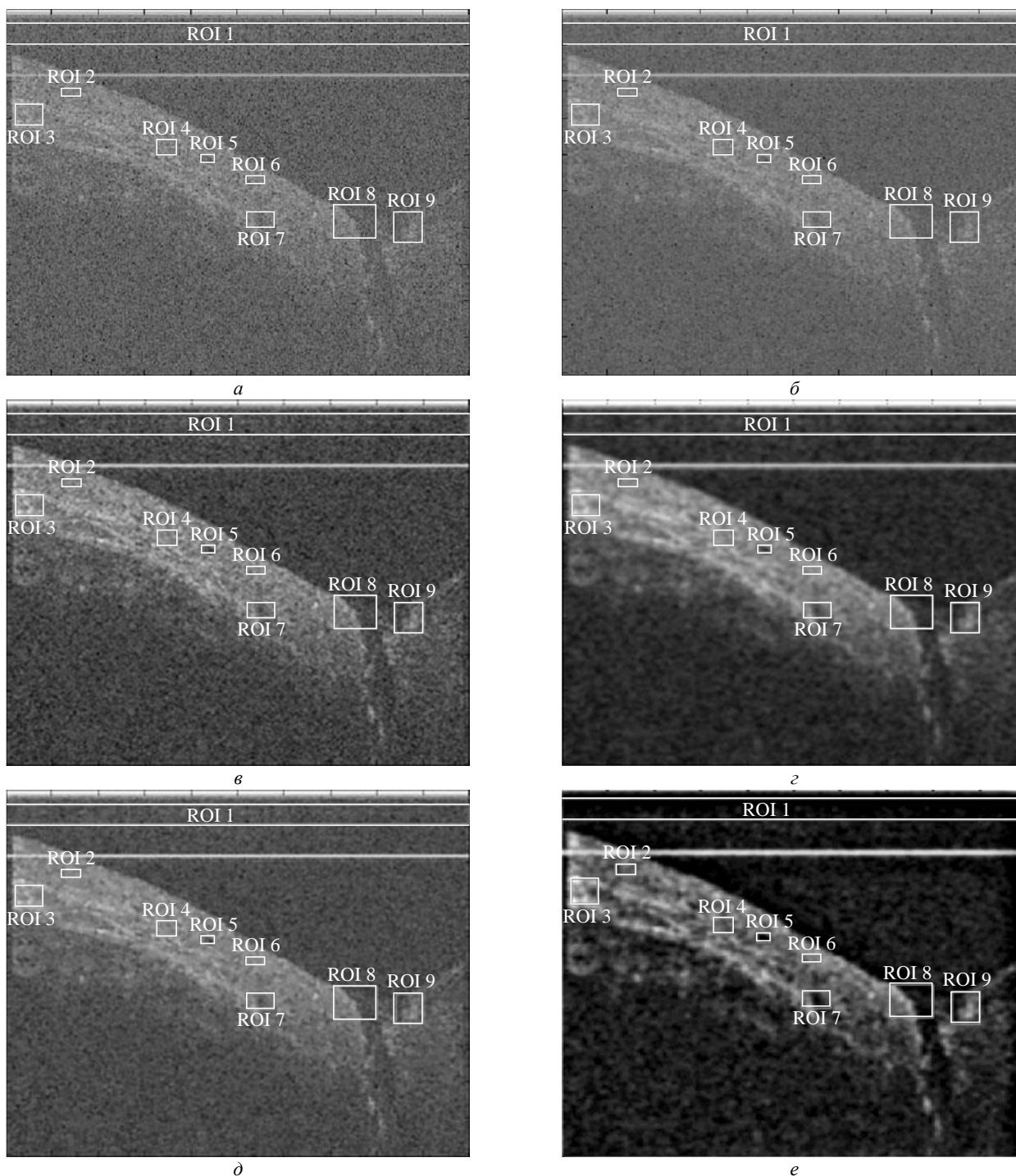
$$Nm(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^N \left( \left\{ [\Delta(I_1)]_i - \mu_{\Delta(I_1)} \right\} \left\{ [\Delta(I_2)]_i - \mu_{\Delta(I_2)} \right\} \right);$$

$$Dm(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^N \left( \left\{ [\Delta(I_1)]_i - \mu_{\Delta(I_1)} \right\}^2 \left\{ [\Delta(I_2)]_i - \mu_{\Delta(I_2)} \right\}^2 \right);$$

$\Delta$  – оператор Лапласа;  $\mu_{\Delta(I_1)}$ ,  $\mu_{\Delta(I_2)}$  – выборочные средние лапласианов изображений.

Параметр используется для оценки сохранения резкости границы. Для достижения оптимального эффекта сохранения края параметр должен быть близок к единице.

**Результаты.** На рисунке представлен пример исходного изображения, а также результат обработки всеми фильтрами. Отмечены 9 областей



Исходное ОКТ-изображение меланомы (а); результаты его обработки: медианным фильтром (б), винеровским фильтром (в), КДФ (з), НАДФВТ (д), EMD-фильтром (е). Размеры изображений 512×512 пикселей  
 Original OCT image of malignant melanoma (a); results of it's processing by filters: median (б), wiener (в), CDF (з), ITTFADF (д), EMD-filter (е). Images size 512×512 pixels

(RegionofImages – ROI), которые используются для оценок SNR (табл. 1) и ENL (табл. 2). Область ROI 1 расположена вне изображения анализируемого объекта (соответствует воздушной прослойке между сканнатором и образцом), поэтому условно считается шумовой и используется для оценки дисперсии шума при определении SNR. ROI 2...ROI 7 находятся в разных частях изображения ткани анализируемого объекта, ROI 8 и ROI 9 – на границе ткани с воздухом.

Табл. 1 показывает, что EMD-фильтр достигает наилучших результатов по SNR в однородных областях (ROI 2...4). В неоднородных областях (ROI 5...9) результаты EMD-фильтра сравнимы с результатами CDF. Это обусловлено тем, что в EMD-фильтре используется пороговая обработка шумов. Таким образом, в однородных областях шумовые всплески просто отсекаются порогом. ITTFADF достигает большего значения SNR в однородных областях, чем фильтр Винера и медианный фильтр, однако проигрывает CDF во всех ROI, что достаточно неожиданно. Это позволяет сделать вывод, что, возможно, комплексная форма диффузионного уравнения лучше аппроксимирует процесс, чем оценка диффузионного анизотропного коэффициента посредством нечеткой логики.

В табл. 2 представлены оценки значений ENL для нешумовых ROI. Несмотря на то, что параметр ENL предназначен для оценки однородных областей с медленноменяющимся сигналом, получен-

ные результаты свидетельствуют о значительном росте ENL также для неоднородных областей, включая границу ткани с воздухом. Это можно объяснить априори высоким уровнем шума, что приводит к увеличению дисперсии суммарного сигнала и к уменьшению ENL. Наибольший рост ENL отмечается у КДФ.

По критериям индекса структурного сходства (SSIM) и индекса резкости границ (коэффициент корреляции)  $\chi$  (табл. 3 и 4) наилучший результат имеют EMD-фильтр и фильтр Винера. При этом для всех остальных фильтров значения не достигают 0.5 (при максимуме модуля  $\chi$ , равном единице). Отдельно необходимо отметить, что результат для ITTFADF существенно лучше, чем для CDF.

ОКТ-изображения представляют собой визуализацию границ переходов между слоями среды (в данном случае – кожи) с различными показателями преломления. В этом смысле особенно важен результат по коэффициенту корреляции, поскольку лучшая сохранность границ особенно важна для визуальной экспертной оценки врачом. Таким образом, подобные интегральные оценки, возможно, даже важнее в случае ОКТ, чем, например, классический SNR, поскольку априорный уровень шума неизвестен.

**Обсуждение и выводы.** В настоящей статье проведено сравнительное исследование пяти алгоритмов фильтрации применительно к ОКТ-изображениям меланомы кожи: фильтра Винера, меди-

Табл. 1. Средняя оценка SNR для ROI 2... ROI 9 для различных фильтров. Полужирным шрифтом выделены максимальные значения для каждой ROI

Table 1. The average SNR value for ROI 2... ROI 9 for various filters. Maximum values for each ROI are in bold

Фильтр/Filter	ROI							
	2	3	4	5	6	7	8	9
	Средняя оценка SNR							
Без обработки	1.83	1.80	2.05	2.16	0.55	0.58	1.06	0.53
Винеровский	3.65	2.98	3.62	3.08	0.80	0.81	1.54	0.67
Медианный	4.00	3.86	3.69	3.27	1.01	0.97	1.91	0.82
КДФ	9.88	8.76	10.26	5.33	<b>1.18</b>	<b>1.72</b>	2.49	0.82
НАДИФВТ	7.24	4.97	5.86	3.87	0.95	0.94	1.90	0.73
EMD-фильтр	<b>10.02</b>	<b>9.23</b>	<b>10.52</b>	<b>5.37</b>	1.03	1.56	<b>2.55</b>	<b>0.84</b>

Табл. 2. Средняя оценка ENL для ROI 2... ROI 9 для различных фильтров. Полужирным шрифтом выделены максимальные значения для каждой ROI

Table 2. The average ENL value for ROI 2... ROI 9 for various filters. Maximum values for each ROI are in bold

Фильтр	ROI							
	2	3	4	5	6	7	8	9
	Средняя оценка ENL							
Без обработки	3.35	3.24	4.21	4.66	0.31	0.33	1.12	0.28
Винеровский	13.31	8.90	13.08	9.49	0.64	0.65	2.38	0.45
Медианный	16.03	14.94	13.61	10.71	1.02	0.94	3.65	<b>0.68</b>
КДФ	<b>97.53</b>	<b>76.71</b>	<b>105.27</b>	<b>28.44</b>	<b>1.38</b>	<b>2.97</b>	<b>6.19</b>	<b>0.67</b>
НАДИФВТ	52.39	24.66	34.33	14.95	0.90	0.89	3.62	0.54
EMD-фильтр	62.35	45.87	62.56	20.06	1.20	1.58	4.93	0.52

Табл. 3. Среднее значение SSIM между оригинальным и обработанным изображениями для различных фильтров

Table 3. The average SSIM value between the original and processed images for various filters

Фильтр/Filter	Среднее значение SSIM/ Average SSIM Value
Винеровский/ Wiener	0.55
Медианный/ Median	0.26
КДФ/CDF	0.11
НАДИФВТ/ ITTFADF	0.34
EMD-фильтр/ EMD- filter	0.62

Табл. 4. Средняя оценка степени сохранности границ  $\chi$  по отношению к оригинальному изображению для различных фильтров

Table 4. Average estimate of the degree of preservation of boundaries  $\chi$  in relation to the original image for various filters

Фильтр/Filter	Среднее значение $\chi$ / Average $\chi$ Value
Винеровский/ Wiener	0.60
Медианный/ Median	0.17
КДФ/CDF	0.27
НАДИФВТ/ ITTFADF	0.46
EMD-фильтр/ EMD- filter	0.72

анного, CDF, ITTFADF и EMD-фильтров. Для количественной оценки качества шумоподавления использовались 4 оценки: SNR, ENL, SSIM и  $\chi$ . SNR и ENL носят, скорее, обобщенный характер, оценивая возможность каждого алгоритма подавить паразитную высокочастотную составляющую спектра шума. SSIM и  $\chi$ , в свою очередь, оценивают, насколько хорошо сохраняется полезная высокочастотная составляющая сигнала, которая очень важна при интерпретации ОКТ-снимков: границы визуализируют те области, где происходит изменение показателя преломления, визуализируя тем самым неоднородности.

Проведенное исследование не выявило лучший алгоритм по всем четырем метрикам. Например, по метрике SNR лучше всего работают EMD-фильтр и CDF в зависимости от типа области, при этом CDF лишь на четвертом месте по SSIM и  $\chi$ , что свидетельствует о том, что этот фильтр сильно размывает границы. EMD-фильтр при этом либо лучший по всем признакам, либо уступает на неоднородных областях по SNR и занимает второе место по ENL. Приняв за верную предложенную ранее гипотезу о большей важности сохранности границ по сравнению с интегральной оценкой шума, можно сделать однозначный вывод о необходимости использования именно EMD-фильтра. Однако сама гипотеза (насколько известно автору) не была доказана или опровергнута в клинических испыта-

ниях. В известных исследованиях [7, 16–18] использованы алгоритмы с разными метриками и на разных наборах и разных тканях, что не дает возможности однозначно провести сравнение.

Одним из существенных недостатков EMD-фильтра является его одномерная природа и высокие требования к вычислительным ресурсам. В качестве альтернативы EMD, согласно проведенному исследованию, можно порекомендовать использовать винеровский фильтр (выигрывающий на индексах сохранности границ) или ITTFADF, который занял третье место по всем используемым метрикам.

Одним из перспективных применений ОКТ при анализе кожных новообразований является определение глубины инвазии. Например, для меланомы глубина инвазии фактически определяет стадию, от которой зависит оценка возможных последствий и правильное планирование хирургического вмешательства. В настоящее время стадия определяется постфактум по гистологическому исследованию. Однако оптическая плотность меланомы не позволяет (на примененной лабораторной установке) получить сигнал с глубоких слоев (более 1.5...2 мм), а следовательно, и определять глубину инвазии уже для второй стадии меланомы. Улучшение SNR потенциально может увеличить глубину сканирования. Перенеся акцент с новообразований кожи на хороидальные новообразования, следует отметить, что только увеличение глубины сканирования помогло детектировать хороидальные новообразования, включая меланому [19].

Рассмотренные методы основаны на априори сконструированных оценках. Необходимо отметить, что в последнее время все большую популярность приобретают механизмы искусственного интеллекта, которые позволяют настраивать фильтры под конкретный тип изображений, получая максимальный результат, используя фантомы для обучения модели вместо предопределенных процедур фильтрации. В [20] для этого использован метод вейвлет-преобразования, предоставляющий набор сверток изучаемого изображения с набором базисных функций, оптимизированных под решаемую задачу. Такой подход идеально ложится в идеологию глубинного обучения [21], позволив при этом подобрать оптимальные для определенного класса коэффициенты вейвлет-преобразования. Вместо реальных фантомов ткани можно использовать и их цифровые изображения. В [22, 23] использован метод Монте-Карло для оценки рассеянного излучения и формирования изображения ОКТ. Однако оба эти подхода пока не вошли в широкую практику в академическом сообществе.



СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Drexler W., Fujimoto J.G. State-of-the-art Retinal Optical Coherence Tomography // *Progress in Retinal and Eye Research*. 2008. Vol. 27, № 1. P. 45–88. doi: 10.1016/j.preteyeres.2007.07.005
2. Wang J., Xu Y., Boppart S. A. Review of Optical Coherence Tomography in Oncology // *J. of biomedical optics*. 2017. Vol. 22, № 12. Art. 121711. doi: 10.1117/1.JBO.22.12.121711
3. Optical Coherence Tomography for the Diagnosis of Malignant Skin Tumors: a Meta-analysis / Y.-Q. Xiong, Y. Mo, Y.-Q. Wen, M.-J. Cheng, S.-T. Huo, X.-J. Chen, Q. Chen // *J. of biomedical optics*. 2018. Vol. 23, № 2. Art. 020902. doi: 10.1117/1.JBO.23.2.020902
4. A Model for Radar Images and its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise / V. Frost, J. Stiles, K. Shanmugan, J. Holtzman // *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 1982. Vol. PAMI-4, iss. 2. P. 157–166. doi: 10.1109/TPAMI.1982.4767223
5. Verhoeven J. T. M., Thijssen J. M. Improvement of Lesion Detectability by Speckle Reduction Filtering: A Quantitative Study // *Ultrasonic Imaging*. 1993. Vol. 15, № 3. P. 181–204. doi: 10.1006/uimg.1993.1012
6. Rogowska J., Brezinski M. E. Evaluation of the Adaptive Speckle Suppression Filter for Coronary Optical Coherence Tomography Imaging // *IEEE Trans. on Medical Imaging*. 2000. Vol. MI-19, iss. 12. P. 1261–1266. doi: 10.1109/42.897820
7. Salinas H. M., Fernández D. C. Comparison of PDE-based Nonlinear Diffusion Approaches for Image Enhancement and Denoising in optical coherence Tomography // *IEEE Trans. on Medical Imaging*. 2007. Vol. MI-26, № 6. P. 761–771. doi: 10.1109/TMI.2006.887375
8. Puvanathan S., Bizheva K. Interval Type-II Fuzzy Anisotropic Diffusion Algorithm for Speckle Noise Reduction in Optical Coherence Tomography Images // *Optics express*. 2009. Vol. 17, iss. 2. P. 733–746. doi: 10.1364/OE.17.000733
9. Noise Reduction Method for OKT Images based on Empirical Mode Decomposition / O. O. Myakinin, D. V. Kornilina, I. A. Bratchenko, V. P. Zakharov, A. G. Khramov // *J. of Innovative Optical Health Sciences*. 2013. Vol. 6, № 2. Art. 1350009. doi: 10.1142/S1793545813500090
10. Мякинин О. О. Системы анализа биомедицинских данных для диагностики злокачественных новообразований кожи // *Изв. вузов России. Радиоэлектроника*. 2020. Vol. 23, № 3. P. 80–92. doi: 10.32603/1993-8985-2020-23-3-80-92
11. Baranov S. A. OKTlab. C++ and Lab View solution for Optical Coherence Tomography. URL: <https://code.google.com/archive/p/OKTlab/> (дата обращения 18.06.2020)
12. Medfilt 2. 2-D median filtering. Math Works. URL: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/medfilt2.html> (дата обращения 18.06.2020)
13. Wiener 2. 2-D Adaptive Noise-Removal Filtering. Math Works. URL: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/wiener2.html> (дата обращения 18.06.2020)
14. Rodrigues P., Serranho P., Bernardes R. 3D Non-linear Complex-Diffusion Filter on GPU // 2012 Annual Intern. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 28 Aug.–1 Sept. 2012, San Diego, USA. P. 110–113. doi: 10.1109/EMBC.2012.6345883
15. Tizhoosh H. R. Image Thresholding using Type II Fuzzy Sets // *Pattern recognition*. 2005. Vol. 38, № 12. P. 2363–2372. doi: 10.1016/j.patcog.2005.02.014
16. Speckle Reduction in Optical Coherence Tomography Images using Digital Filtering / A. Ozcan, A. Bilencia, A. E. Desjardins, B. E. Bouma, G. J. Tearney // *J. of the Optical Society of America A*. 2007. Vol. 24, iss. 7. P. 1901–1910. doi: 10.1364/josaa.24.001901
17. Image Quality Assessment: from Error Visibility to Structural Similarity / Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli // *IEEE Trans. on Image Processing*. 2004. Vol. 13, iss. 4. P. 600–612. doi: 10.1109/TIP.2003.819861
18. Research and Comparison of OKT Image Speckle Denoising Algorithm / D. Song, Y. Liu, X. Lin, J. Liu, J. Tan // 2019 IEEE 8th Joint Intern. Information Technology and Artificial Intelligence Conf. (ITAIC), Chongqing, China, 24–26 May 2019. P. 1554–1558. doi: 10.1109/ITAIC.2019.8785813
19. Evaluation of Choroidal Tumors with Optical Coherence Tomography: Enhanced Depth Imaging and OKT-angiography Features / G. Cennamo, M. Romano, M. Breve, N. Velotti, M. Reibaldi, G. de Crecchio, G. Cennamo // *Eye*. 2017. Vol. 31. P. 906–915. doi: 10.1038/eye.2017.14
20. Nanoparticle-enabled Experimentally Trained Wavelet-domain Denoising Method for Optical Coherence Tomography / I. N. Dolganova, N. V. Chernomyrdin, P. V. Aleksandrova, S.-I. T. Beshplav, A. A. Potapov, I. V. Reshetov, V. N. Kurlov, V. V. Tuchin, K. I. Zaytsev // *J. of biomedical optics*. 2018. Vol. 23, № 9. Art. 091406. doi: 10.1117/1.JBO.23.9.091406
21. Comparative study of deep learning models for optical coherence tomography angiography / Z. Jiang, Z. Huang, B. Qiu, X. Meng, Y. You, X. Liu, G. Liu, C. Zhou, K. Yang, A. Maier, Q. Ren, Y. Lu // *Biomed Opt Express*. 2020. Vol. 11, № 3. P. 1580–1597. doi: 10.1364/BOE.387807
22. Simulation of Optical Coherence Tomography Images by Monte Carlo Modeling based on Polarization Vector Approach / M. Kirillin, I. Meglinski, E. Sergeeva, V. L. Kuzmin, R. Myllyla // *Optics Express*. 2010. Vol. 18, iss. 21. P. 21714–21724. doi: 10.1364/OE.18.021714
23. Monte Carlo Simulation of Optical Coherence Tomography Signal of the Skin Nevus / I. N. Dolganova, A. S. Neganova, K. G. Kudrin, K. I. Zaytsev, I. V. Reshetov // *J. of Physics: Conf. Ser.* 2016. Vol. 673. Art. 012014. doi: 10.1088/1742-6596/673/1/012014

## Информация об авторе

**Мякинин Олег Олегович** – магистр по направлению "Прикладные математика и информатика" (2011), старший преподаватель кафедры лазерных и биотехнических систем Самарского государственного аэрокосмического университета имени академика С. П. Королева, научный сотрудник лаборатории "Фотоника" указанного университета. Автор более 50 научных работ. Область научных интересов: компьютерное зрение, искусственный интеллект, обработка биомедицинских сигналов.

Адрес: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С. П. Королева, Московское шоссе, д. 34, Самара, 443086, Россия

E-mail: myakole@gmail.com

<http://orcid.org/0000-0003-0859-1282>

## References

1. Drexler W., Fujimoto J. G. State-of-the-art Retinal Optical Coherence Tomography. *Progress in Retinal and Eye Research*. 2008, vol. 27, no. 1, pp. 45-88. doi: 10.1016/j.preteyeres.2007.07.005
2. Wang J., Xu Y., Boppart S. A. Review of Optical Coherence Tomography in Oncology. *J. of biomedical optics*. 2017, vol. 22, no. 12, pp. 121711. doi: 10.1117/1.JBO.22.12.121711
3. Xiong Y.-Q., Mo Y., Wen Y.-Q., Cheng M.-J., Huo S.-T., Chen X.-J., Chen Q. Optical coherence tomography for the diagnosis of malignant skin tumors: a meta-analysis. *Journal of biomedical optics*. 2018, vol. 23, no. 2, pp. 020902. doi: 10.1117/1.JBO.23.2.020902
4. Frost V., Stiles J., Shanmugan K., Holtzman J. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 1982, vol. 2, pp. 157-166. doi: 10.1109/TPAMI.1982.4767223
5. Verhoeven J. T. M., Thijssen J. M. Improvement of lesion detectability by speckle reduction filtering: A quantitative study. *Ultrasonic Imaging*. 1993, vol. 15, no. 3, pp. 181-204. doi: 10.1006/uimg.1993.1012
6. Rogowska J., Brezinski M. E. Evaluation of the adaptive speckle suppression filter for coronary optical coherence tomography imaging. *IEEE transactions on medical imaging*. 2000, vol. 19, no. 12, pp. 1261-1266. doi: 10.1109/42.897820
7. Salinas H. M., Fernández D. C. Comparison of PDE-based nonlinear diffusion approaches for image enhancement and denoising in optical coherence tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2007, vol. 26, no. 6, pp. 761-771. doi: 10.1109/TMI.2006.887375
8. Puvanathan P., Bizheva K. Interval type-II fuzzy anisotropic diffusion algorithm for speckle noise reduction in optical coherence tomography images. *Optics express*. 2009, vol. 17, no. 2, pp. 733-746. doi: 10.1364/OE.17.000733
9. Myakinin O. O., Kornilin D. V., Bratchenko I. A., Zakharov V. P., Khramov A. G. Noise reduction method for OKT images based on Empirical Mode Decomposition. *Journal of Innovative Optical Health Sciences*. 2013, vol. 6, no. 02, pp. 1350009. doi: 10.1142/S1793545813500090
10. Myakinin O. O. Biomedical data analysis systems for the diagnosis of skin malignancies. *Izv. vuzov Rossii. Radioelektronika* [Proceedings of Russian universities. Radio electronics]. 2020, vol. 23, no. 3, pp. 80–92. doi: 10.32603/1993-8985-2020-23-3-80-92 (In Russ.)
11. Baranov S. A. OKTlab. C++ and LabView solution for Optical Coherence Tomography. Available at: <https://code.google.com/archive/p/OKTlab/> (accessed 18.06.2020)
12. Medfilt 2. 2-D median filtering. Math Works. URL: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/medfilt2.html> (accessed 18.06.2020)
13. Wiener 2. 2-D Adaptive Noise-Removal Filtering. Math Works. URL: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/wiener2.html> (accessed 18.06.2020)
14. Rodrigues P., Serranho P., Bernardes R. 3D non-linear complex-diffusion filter on GPU. 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2012, pp. 110-113. doi: 10.1109/EMBC.2012.6345883
15. Tizhoosh H. R. Image thresholding using type II fuzzy sets. *Pattern recognition*. 2005, vol. 38, no. 12, pp. 2363-2372. doi: 10.1016/j.patcog.2005.02.014
16. Ozcan A., Bilencu A., Desjardins A. E., Bouma B. E., Tearney G. J. Speckle reduction in optical coherence tomography images using digital filtering. *Journal of the Optical Society of America A*. 2007, vol. 24, no. 7, pp. 1901-1910. doi:10.1364/josaa.24.001901
17. Wang Z., Bovik A. C., Sheikh H. R., Simoncelli E. P. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*. 2004, vol. 13, no. 4, pp. 600-612. doi: 10.1109/TIP.2003.819861
18. Song D., Liu Y., Lin X., Liu J., Tan J. Research and Comparison of OKT Image Speckle Denoising Algorithm. 2019 IEEE 8<sup>th</sup> Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC), 2019, pp. 1554-1558. doi: 10.1109/ITAIC.2019.8785813
19. Cennamo G., Romano M., Breve M., Velotti N., Reibaldi M., de Crecchio G., Cennamo G. Evaluation of choroidal tumors with optical coherence tomography: enhanced depth imaging and OKT-angiography features. *Eye*. 2017, vol. 31, pp. 906–915. doi: 10.1038/eye.2017.14
20. Dolganova I. N., Chernomyrdin N. V., Aleksandrova P. V., Beshplav S.-I. T., Potapov A. A., Reshetov I. V., Kurlov V. N., Tuchin V. V., Zaytsev K. I. Nanoparticle-enabled experimentally trained wavelet-domain denoising

method for optical coherence tomography. Journal of biomedical optics. 2018, vol. 23, no. 9, art. 091406. doi: 10.1117/1.JBO.23.9.091406

21. Z. Jiang, Z. Huang, B. Qiu, X. Meng, Y. You, X. Liu, G. Liu, C. Zhou, K. Yang, A. Maier, Q. Ren, Y. Lu Comparative study of deep learning models for optical coherence tomography angiography. Biomed Opt Express. 2020, vol. 11, no. 3, pp. 1580–1597. doi: 10.1364/BOE.387807

22. Kirillin M., Meglinski I., Sergeeva E., Kuzmin V.L., Myllyla R. Simulation of optical coherence tomography

images by Monte Carlo modeling based on polarization vector approach. Optics Express. 2010, vol. 18, no. 21, pp. 21714–21724. doi: 10.1364/OE.18.021714

23. Dolganova I. N., Neganova A. S., Kudrin K. G., Zaytsev K. I., Reshetov I. V. Monte Carlo simulation of optical coherence tomography signal of the skin nevus. Journal of Physics: Conference Series. 2016, vol. 673, pp. 012014. doi: 10.1088/1742-6596/673/1/012014

#### Information about the author

**Oleg O. Myakinin**, Master's degree on Applied Mathematics and Computer Science (2011), Senior Lecturer of the Department Lasers and Biotechnical Systems of the Samara State Aerospace University, a Researcher of the "Photonics" Laboratory of named University. The author of more than 50 scientific publications. Area of expertise: computer vision, artificial intelligence, biomedical signal processing.

Address: Samara National Research University, 34 Moskovskoe Ave., Samara 443086, Russia

E-mail: myakole@gmail.com

<http://orcid.org/0000-0003-0859-1282>

---