

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

УДК 004.93+535.8

Оригинальная статья

<https://doi.org/10.32603/1993-8985-2020-23-3-80-92>

Системы анализа биомедицинских данных для диагностики злокачественных новообразований кожи

О. О. Мякинин✉

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

✉ myakole@gmail.com

Аннотация

Введение. Эффективность диагностики злокачественных новообразований кожи остается неудовлетворительной ввиду сложного процесса интерпретации клинических признаков. С другой стороны, в последние два десятилетия активно развиваются неинвазивные оптические методы диагностики, например цифровая дерматоскопия для визуализации поверхностных новообразований и оптическая когерентная томография (ОКТ) для получения пространственных срезов. Последние успехи в области исследований неинвазивных средств диагностики делают данную область весьма перспективной для исследований в клинических условиях.

Цель работы. Создание программных модулей на основе математического аппарата текстурного анализа для биомедицинских систем, предназначенных для диагностики злокачественных новообразований кожи.

Материалы и методы. Представлены алгоритмы программных модулей, созданных для оптических установок собственной разработки. Программные модули для дерматоскопического модуля выполнены на основе преобразования Хаара, локальных бинарных шаблонов и цветовых признаков, а для ОКТ – на базе признаков Харалика, Тамура, фрактальной размерности, комплексного поля направлений и марковских случайных полей. Проведены исследования на наборах из 106 дерматоскопических и 1008 ОКТ-изображений, содержащих различные классы патологий, включая меланому и базально-клеточную карциному (БКК).

Результаты. Экспериментально получены значения чувствительности и специфичности для дерматоскопической системы и ОКТ.

Заключение. Чувствительность дерматоскопической системы с разработанными алгоритмами составила 90 против 93 % по известным источникам, специфичность – 86 против 80 %. Одним из факторов увеличения можно считать введение персонифицированного режима – добавление сравнительных признаков, оценивающих различия между опухолью и нормальной тканью, в программный модуль анализа. При диагностике меланомы точность ОКТ повышена до 97 %, а при диагностике БКК – до 96 %.

Ключевые слова: дерматоскопия, оптическая когерентная томография, текстурный анализ, меланома, базально-клеточная карцинома, программная система

Для цитирования: Мякинин О. О. Системы анализа биомедицинских данных для диагностики злокачественных новообразований кожи // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. 2020. Т. 23, № 3. С. 80–92. doi: 10.32603/1993-8985-2020-23-3-80-92

Конфликт интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Статья поступила в редакцию 25.03.2020; принята к публикации после рецензирования 12.04.2020; опубликована онлайн 29.06.2020



Biomedical Data Analysis Systems for the Diagnosis of Skin Neoplasms

Oleg O. Myakinin✉

Samara National Research University, Samara, Russia

✉ myakole@gmail.com

Abstract.

Introduction. The effectiveness of the diagnosis of malignant neoplasms of the skin remains unsatisfactory due to the complex process of interpretation of clinical features. On the other hand, in the last two decades, non-invasive optical diagnostic methods have been actively developed, for example, digital dermatoscopy for visualization of surface neoplasms and Optical Coherence Tomography (OCT) for obtaining spatial scans. Recent advances in the study of non-invasive diagnostic tools makes this area very promising for research in a clinical condition.

Aim. Developing of software modules based on the mathematical framework of texture analysis for biomedical data systems designed for the diagnosis of skin malignant neoplasms.

Materials and methods. Algorithms of software modules developed for optical systems of our own design are presented. Algorithms for a dermatoscopic module are based on the Haar transform, Local Binary Patterns and color features. Algorithms for OCT are based on the texture features of Haralick, Tamura, fractal dimension, complex directional field and Markov random field. Studies were conducted on sets of 106 dermatoscopic and 1008 OCT images of various classes of pathologies, including melanoma and Basal Cell Carcinoma (BCC).

Results. The values of sensitivity and specificity for the dermatoscopic system and OCT were experimentally obtained.

Conclusion. The sensitivity of the dermatoscopic system is 90 % versus 93 % for other authors, as well as the specificity is 86 % versus 80 %. One of the factors of the increase can be considered the introduction of a personalized mode – the addition of comparative features evaluating a difference between a tumor and a normal tissue in the software analysis module. The improved accuracy of OCT is up to 97 % for the diagnosis of melanoma and up to 96 % for the diagnosis of BCC.

Keywords: dermatoscopy, optical coherence tomography, texture analysis, melanoma, basal cell carcinoma

For citation: Myakinin O. O. Biomedical Data Analysis Systems for the Diagnosis of Skin Neoplasms. Journal of the Russian Universities. Radioelectronics. 2020, vol. 23, no. 3, pp. 80–92. doi: 10.32603/1993-8985-2020-23-3-80-92

Conflict of interest. Author declares no conflict of interest.

Submitted 25.03.2020; accepted 12.04.2020; published online 29.06.2020

Введение. Эффективность диагностики злокачественных новообразований варьируется в зависимости от типа патологии, но в целом остается неудовлетворительной из-за сложности интерпретации клинических признаков на ранней стадии заболевания [1], что ведет к увеличению смертности. В связи с этим разработка новых систем диагностики выглядит весьма актуальной и оправданной.

Оптическая когерентная томография (ОКТ) [2] с успехом используется в офтальмологии для получения изображений высокого разрешения [3], где важно получать точные срезы области сетчатки для оценки ее морфологических признаков. Что касается новообразований кожи, то ОКТ спо-

собно визуализировать границы патологий с микронным разрешением [4]. Однако ввиду оптических и морфологических особенностей тканей широко исследуется лишь базально-клеточная карцинома (БКК) (basal cell carcinoma – BCC) [5], но, как правило, чувствительность и специфичность ОКТ-диагностики не превышает 75 % для различных типов рака кожи.

Локализация опухоли на поверхности кожи делает возможным визуальную инспекцию с помощью дерматоскопии [6]. Дерматоскопические цифровые системы могут представлять из себя как самостоятельное медицинское устройство, так и приставку к внешней камере, например DermLite Carbon или DermLite Foto X (оба – 3Gen, США).

Обычно устройства работают в поляризованном свете, однако, например, The Foto X способен работать также в неполяризованном [7].

Отдельно следует отметить мультиспектральные дерматоскопы. Примерами могут служить приборы SIAScore и MelaFind. Оба прибора ведут съемку в нескольких спектральных диапазонах. Идея SIAScore предложена Саймоном Коттоном [8, 9] в 1996 г. SIAScore ведет съемку в пяти спектральных диапазонах, MelaFind – в 10 различных диапазонах от синего до инфракрасного, захватывая в глубину до 2.5 мм [10]. Точность SIAScore в диагностике меланомы достигает 83 % [11], а с помощью дополнительного программного модуля MoleMate – 100 % [12]. Парадоксальный факт, но в том исследовании и точность экспертной оценки без MoleMate при диагностике меланомы составила 94 %. Что касается MelaFind, то авторы [13] утверждают о 100 %-й чувствительности в диагностике опухолей кожи при крайне низкой специфичности 5.5 %.

Описанные технические средства требуют экспертной оценки специалистом. Параллельно развиваются математические методы автоматического распознавания кожных патологий. Авторы [14] достигли 97 %-й чувствительности диагностики меланомы с помощью решающих деревьев, однако специфичность была менее 50 %. В [15] авторы с использованием нейронных сетей получили 90 %-ю точность диагностики меланомы и 94 %-ю плоскоклеточного рака. В [16] точность диагностики меланомы превысила 95 %, БКК – 92 % с помощью метода опорных векторов.

В анализе изображений широко используется математический аппарат текстурного анализа [17–19], несмотря на то что единой модели и понимания текстуры не существует. Известны, по крайней мере, три подхода к описанию текстур [20–22]: статистический, структурный и стохастический.

Настоящая статья посвящена описанию систем анализа дерматоскопических изображений и изображений ОКТ, а также результатов исследований *in vivo* и *ex vivo* разделимости классов патологий. Обсуждение и сравнительный анализ приведены в последней части.

Материалы и методы. *Дерматоскопическая система.* Клиническое исследование *in vivo* проводилось с использованием разработанной в лаборатории "Фотоника" Самарского национального исследовательского университета им. акад. С. П. Королева дерматоскопической системы, со-

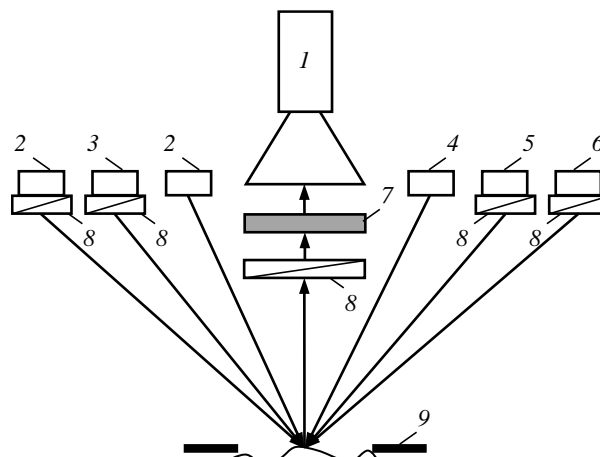


Рис. 1. Оптическая схема дерматоскопического модуля: 1 – телевизионная камера; 2 – белые СД; 3 – красный СД; 4 – УФ СД; 5 – зеленый СД; 6 – синий СД; 7 – фильтр подавления УФ-излучения; 8 – поляризатор; 9 – корпус

Fig. 1. Optical scheme of the dermatoscopy unit: 1 – television cameras; 2 – white LED; 3 – red LED; 4 – UW LED; 5 – green LED; 6 – blue LED; 7 – UV suppression filter; 8 – polarizer; 9 – housing

стоящей из оптического модуля (рис. 1) и программного модуля для текстурного анализа новообразований. Устройство позволяет получать изображения в нескольких режимах подсветки, включая мультиспектральную визуализацию в поляризованном свете, а также визуализацию автофлуоресценции (нативной флуоресценции) при ультрафиолетовой подсветке. В качестве фоновой подсветки используются 4 белых светодиода (СД) FM-5630WDS-460W-R80 (с поляризационным покрытием и без) (рис. 1, 2) и три группы СД видимого диапазона (CREE XPCReD-L1-0000-00301 (рис. 1, 3), CREE XRCGRN-L1-0000-00N01 (рис. 1, 5), CREE XREBLU-L1-0000-00K01 (рис. 1, 6)) с пиковыми длинами волн в красном (620 нм), зеленом (530 нм) и синем (470 нм) диапазонах соответственно. Автофлуоресценция возбуждается с помощью ультрафиолетовых (УФ) светодиодов LEUVA77V20RV00 (рис. 1, 4) с пиковой интенсивностью на длине волны 365 нм. Камера снабжена широкополосным фильтром ThorLabs FGL435 (рис. 1, 7) для фильтрации автофлуоресценции, а также кроссполяризатором (рис. 1, 8) для визуализации подкожных слоев эпидермиса. Пример мультиспектрального изображения представлен на рис. 2 [23].

Программный модуль системы реализует алгоритм, построенный по модели обучения с учителем, который анализирует и классифицирует изображения, базируясь на оценке цветовых и текстурных

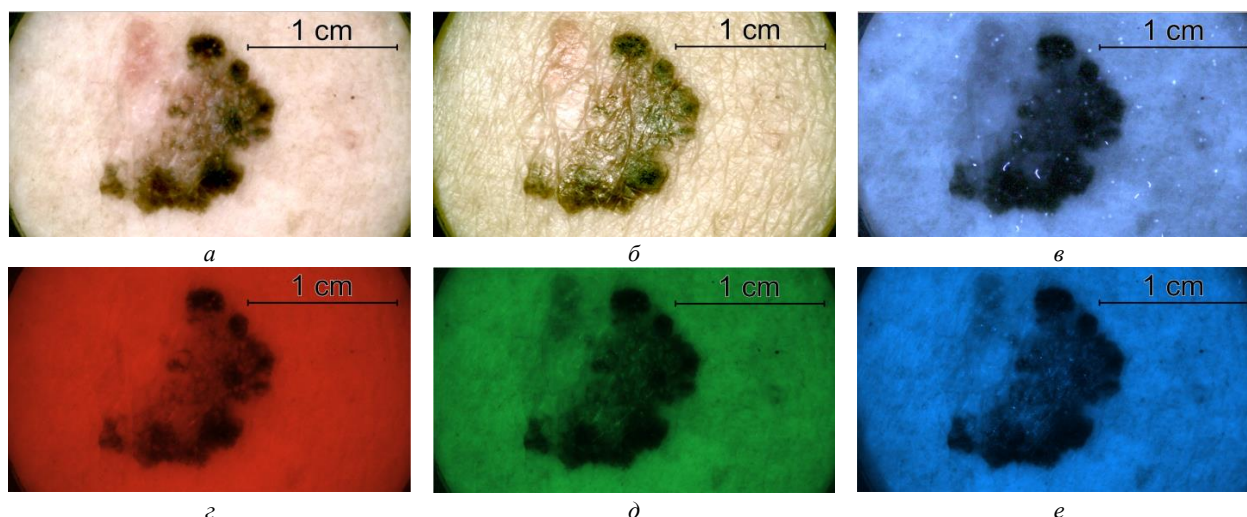


Рис. 2. Мультиспектральное изображение беспигментной меланомы в различных подсветках:

a – белая поляризованная; *б* – белая неполяризованная; *в* – автофлуоресценция; *г* – красная; *д* – зеленая; *е* – синяя

Fig. 2. Multispectral images of the nonpigmented melanoma under various highlights:

a – white polarized; *б* – white non-polarized; *в* – autofluorescence; *г* – red; *д* – green; *е* – blue

признаков, косвенно оценивающих так называемый семиточечный проверочный список [24]. Алгоритм состоит из следующих шагов [23, 25]:

- предварительная фильтрация изображения: цветокоррекция, фильтр удаления волос и медианная фильтрация;

- выделение региона интереса (Region of Interest – ROI) (область опухоли, переходная область и область здоровой кожи, рис. 3 [23]);

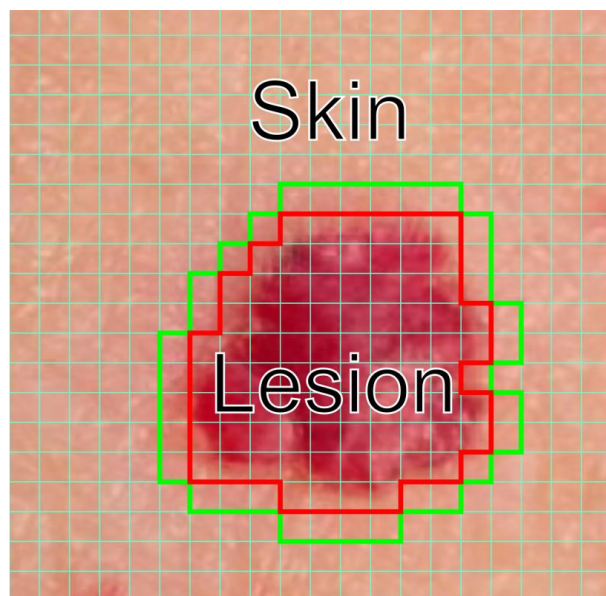


Рис. 3. Области нормальной кожи (Skin) и опухоли (Lesion). Один ряд четырехсвязных блоков между ними образует переходную область

Fig. 3. Normal Skin and Lesion regions. One row of four connected blocks between them forms a transition region

- оценивание цветовых и текстурных признаков (признаки Хаара, локальные бинарные шаблоны (Local Binary Patterns – LBP) для области опухоли и здоровой ткани;

- оценка сравнительных признаков (персонафицированный подход: цветотекстуальные признаки оцениваются и для области опухоли, и для области нормальной кожи; оценивается и добавляется к вектору признаков опухоли сравнительная метрика [23]);

- распознавание (рекомендация диагноза) с использованием метода опорных векторов (Support Vector Machine – SVM).

Система оптической когерентной томографии. Лабораторное исследование *ex vivo* образцов проводилось с помощью системы, включающей оптический модуль и собранную в лаборатории "Фотоника" установку ОКТ спектрального типа (рис. 4). Она включает в себя широкополосный суперлюминесцентный лазерный диод (рис. 4, 1) (полоса излучения 840 ± 45 нм, выходная мощность 20 мВт), интерферометр Майкельсона с коэффициентом деления 50/50 (рис. 4, 2) и спектрофотометр (рис. 4, 5), содержащий дифракционную решетку (1200 штрихов/мм) (рис. 4, 6) и линейную ПЗС-камеру (рис. 4, 7) (разрешение 2048 пикселей, частота развертки 29.3 кГц). Интерференционный сигнал регистрировался спектрофотометром и оцифровывался картой захвата изображений (NI-IMAQ PCI-1428). Пример изображения представлен на рис. 5, где эллипсами выделены отличительные топологические признаки БКК – "гнезда".

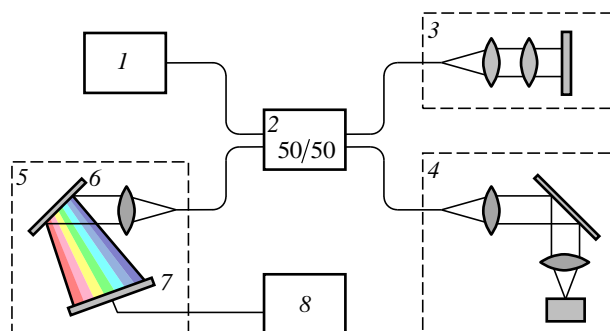


Рис. 4. Схема спектральной ОКТ: 1 – широкополосный источник оптического излучения; 2 – интерферометр Майкельсона с коэффициентом деления 50/50; 3 – опорное плечо; 4 – предметное плечо; 5 – спектрофотометр с дифракционной решеткой 6 и ПЗС-камерой 7; 8 – компьютер

Fig. 4. Scheme of the spectral optical coherence tomography (OCT): 1 – broadband optical radiation source; 2 – michelson interferometer with division factor 50/50; 3 – reference arm; 4 – sample arm; 5 – spectrophotometer with diffraction grating 6 and CCD camera 7; 8 – computer

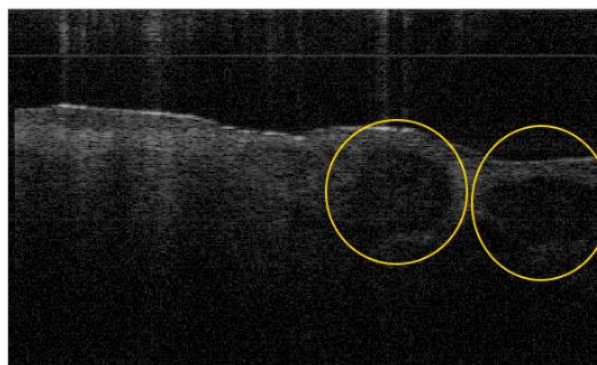


Рис. 5. ОКТ-изображение базально-клеточного рака

Fig. 5. Image of the OCT of basal cell carcinoma

Оптический модуль дополнен программным, алгоритм которого состоит из следующих основных этапов:

- предварительная фильтрация изображения: удаление шумов с помощью интервального нечеткого анизотропического диффузного фильтра II типа [26];
- оценка текстурных признаков (табл. 1);
- распознавание патологии методом SVM.

Таблица 1. Диагностические текстурные признаки для оценки ОКТ-изображений новообразований

Table 1. Diagnostic features of OCT skin tumors

Группа признаков	Название признака	Описание признака
Харалик [27]	Correlation_0/45/90/135	Корреляция Харалика по GLCM-матрице в направлении 0/45/90/135°
	Homogeneity_0/45/90/135	Однородность Харалика по GLCM-матрице в направлении 0/45/90/135°
	Contrast_0/45/90/135	Контраст Харалика по GLCM-матрице в направлении 0/45/90/135°
	Energy_0/45/90/135	Энергия Харалика по GLCM-матрице в направлении 0/45/90/135°
Габор [28]	Gabor_0/1/2/.../16	17 признаков Габора
Тамура [29]	F_{cnt}	Контраст Тамура
	F_{dir}	Направленность
	F_{crs}	Зернистость
Фрактальная размерность	D_{1f}	Метод подсчета фрактальной размерности 1D "box counting" [30]
	S_{df}	Стандартное отклонение фрактальной размерности метода 1D "box counting"
	D_{ps}	2D фрактальная спектральная размерность [31]
	D_{2f}	Дифференциальный метод подсчета фрактальной размерности 2D "box counting" [32]
Комплексное поле направлений (КПН) [33]	CDF_mean/variance	Среднее/дисперсия фазы КПН
	WF_mean/variance	Среднее/дисперсия весовой функции (ВФ)
Марковские случайные поля (МСП) [34]	MeanR	Среднее значение автокорреляционной функции
	VarR	Дисперсия автокорреляционной функции

Биологические образцы. В эксперименте *in vivo* с дерматоскопической системой использовался набор из 106 изображений, состоящий из 53 изображений меланом и 53 прочих типов новообразований (22 пигментных невуса, 4 папиломы, 1 дерматофиброма, 25 кератом и 1 болезнь Боуэна). Все оригинальные изображения сохранялись в формате tiff (RGB, 12 бит/канал). После этого глубина цвета уменьшалась программно до 8 бит/канал и изображения поступали на вход программного модуля анализа и распознавания. Регионы интереса выделялись в автоматическом режиме.

В эксперименте *ex vivo* с ОКТ-системой суммарно использовался набор из 1008 изображений, включая 272 изображения БКК, 229 – здоровой кожи, 254 – меланомы и 253 – пигментного невуса.

Все изображения получены с совершеннолетних пациентов (европеоиды, I и II фенотипы кожи) Самарского онкологического диспансера, давших на это согласие. Протоколы исследований *in vivo* и *ex vivo* были одобрены этическим комитетом Самарского государственного медицинского университета. Все диагнозы подтверждены гистологически.

Результаты. В табл. 2 представлены достигнутые результаты точности (чувствительность, специфичность) классификации системы (программного модуля) на дерматоскопических изображениях. Из-за небольшого количества изображений за обучающую выборку был взят весь набор изображений, для которых приведены результаты. Затем проводилась кроссвалидация по следующему принципу: набор изображений случайно делился на обучающую и тестовую выборки в соотношениях 80/20, 70/30, 60/40 и 50/50 %. Классификатор каждый раз заново переобучался на обучающей выборке, а за результат принималась точность классификации на тестовой выборке. В заключение показатели точности усреднялись.

Результаты классификации ОКТ, полученные с использованием принципа отложенной выборки, представлены в табл. 3. Кроссвалидация типа k-fold выполнялась случайным делением всех об-

разцов на 5 групп-фолдов (каждый раз набор изображений случайным образом делился на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80/20 %). За результаты брались усредненные результаты на тестовых выборках по всем фолдам. Бинарные классификаторы для случаев меланомы против пигментного невуса показаны на рис. 6. Представлены фазовые плоскости для признаков Харалика (Энергия – Однородность) для В-сканов и для КПН (дисперсия – среднее) для С-сканов. В качестве метода классификации выбраны решающие деревья с глубиной ветвления 5. Классификатор представляет собой фрагментацию фазовой плоскости, так как каждый класс – это набор неперекрывающихся областей.

Из приведенных данных следует, что наибольшая точность была достигнута в бинарной классификации для признаков Тамура при отделении меланомы от пигментного невуса. Однако более стабильные результаты классификации с примерно эквивалентными соотношениями чувствительности и специфичности уже для разных классов (меланомы против невуса, БКК против невуса) были получены для Харалика (Энергия – Однородность). В то же время точность классификации БКК против невуса с помощью признаков Тамура (Контраст – Зернистость) примерно на 10 % ниже, чем точность определения меланомы. Стоит отметить, что точное определение типа новообразования является очень важным, потому что от этого зависят варианты будущего лечения (например, резекция для меланомы или лазерная абляция для БКК).

Стандартный протокол диагностики зачастую состоит из нескольких этапов и включает в себя последовательное определение самого факта потенциальной злокачественности новообразования (обычно врачом общей практики), после чего определяется уже конкретный тип новообразования. Таким образом, "классификатор злокачественности" видится весьма популярным в медицине. Его задача – отделить злокачественные новообразования от доброкачественных. Это дает врачу подсказку, что делать дальше для определения типа патологии, если новообразование злокачественное. С другой стороны, врачу прежде всего желательно сразу же отделить меланому от всех остальных случаев ввиду крайней опасности последней. В данном случае классификатор меланомы против всех остальных случаев видится очень подходящим.

Таблица 2. Результаты классификации дерматоскопических снимков

Table 2. Classification results for dermatoscopic image set

Выборка	Чувствительность, %	Специфичность, %
Обучающая	96	89
Кроссвалидация	90	86

Таблица 3. Статистические показатели разделения тканей

Table 3. Statistical characteristics of the tissues separation

Класс	Координаты фазовой плоскости	Срез 1	Срез 2	Чувствительность, %	Специфичность, %	Кол-во изображений		
						Общее	Срез 1	Срез 2
Харалик	Энергия – Однородность	БКК	Невус	93	94	526	273	253
		Меланом	Невус	92	93	507	254	253
		Невус	Здоровая кожа	95	87	482	253	229
КПН	Дисперсия ВФ – дисперсия фазы	Меланом	Невус	83	96	507	254	253
	Дисперсия ВФ – дисперсия КПН	БКК	Невус	77	97	502	273	229
МСП	Дисперсия – среднее	БКК	Невус	95	96	526	273	253
		Меланом	Невус	81	89	507	254	253
Тамура	Контраст – Зернистость	БКК	Невус	88	91	526	273	253
		Меланом	Невус	96	93	507	254	253

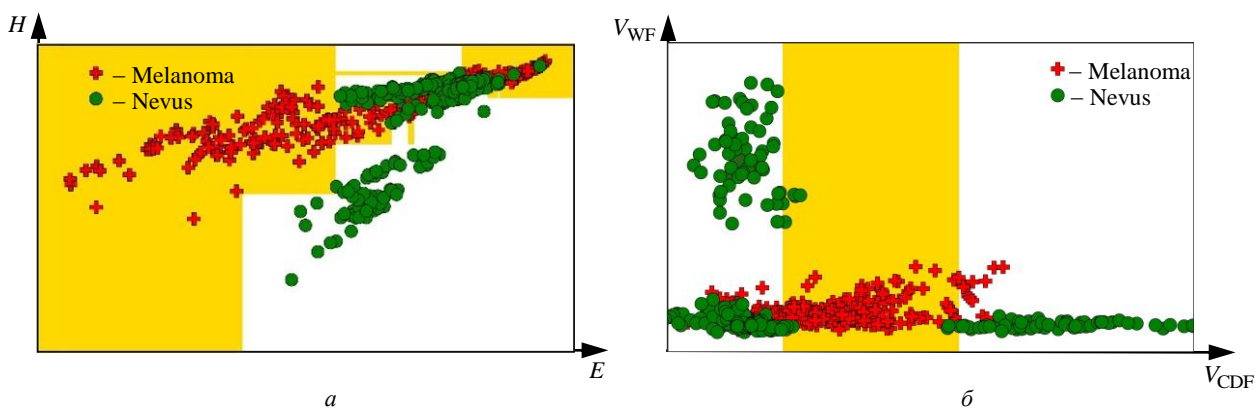


Рис. 6. Фазовые плоскости бинарных классификаторов меланомы против пигментного невуса: a – для Харалика (Энергия (E) – Однородность (H)); b – КПН (дисперсия фазы (V_{CDF}) – дисперсия ВФ (V_{WF}))

Fig. 6. Scatter plots for binary classifier of the melanoma vs nevus for: a – Haralick (Energy (E) – Homogeneity (H)); b – CDF (CDF variance (V_{CDF}) – WF variance (V_{WF}))

Результаты бинарной классификации методом SVM представлены в табл. 4. Точность определения злокачественности превышает 90 % с последующей возможностью определения меланомы с чувствительностью и специфичностью на уровне 96 %.

Затем SVM был модифицирован на случай многоклассовости. Табл. 5 и 6 показывают результаты этих классификаций. В таблицах каждая строка может быть рассмотрена как бинарный классификатор соответствующего класса против всех остальных типов в наборе данных. Например, БКК против меланомы и невуса в табл. 5 или БКК против совокупности меланомы, невуса и здоровой кожи в табл. 6. Precision, Recall и F_1 -score были вычислены для всех возможных бинарных случаев с использованием линейного бинарного SVM и всех возможных текстурных свойств для В-сканов.

Полученные результаты можно оценить, как многообещающие. Precision не опускаются ниже 88 % для здоровой кожи, т. е. данный классификатор изначально фокусируется на более точное определение новообразований, Precision и Recall (численно соответствует специфичности для бинарных классификаторов) не опускаются ниже 89 % для четырехклассового и 95 % для трехклассового классификаторов.

Обсуждение и выводы. В настоящей статье представлены результаты анализа двух наборов различных новообразований (включая злокачественные) двумя разными системами – дерматоскопической и ОКТ. Эти системы фундаментально отличаются не только разрешением, но и физическими принципами формирования изображений. В случае дерматоскопии суммируется рассеянное излуче-

Таблица 4. Результаты бинарной SVM-классификации

Table 4. Results of the binary SVM-classification

Классификация	Чувствительность, %	Специфичность, %	Общее количество изображений
Злокачественные опухоли vs остальные изображения	90	89	1011
Меланомы vs остальные опухоли	96	96	490

Таблица 5. SVM-классификатор на 3 класса

Table 5. Three-class SVM classifier

Срез	Precision, %	Recall, %	F ₁ -score, %	Количество изображений
БКК	96	98	97	268
Меланома	97	95	96	239
Невус	99	99	99	251
Всего				748

Таблица 6. SVM-классификатор на 4 класса

Table 6. Four-class SVM classifier

Срез	Precision, %	Recall, %	F ₁ -score, %	Количество изображений
БКК	91	93	92	268
Меланома	93	90	91	239
Здоровая кожа	88	89	88	253
Невус	99	99	99	251
Всего				1011

ние от всех слоев кожи, формируется интегральное 2D-изображение новообразования. В случае же ОКТ система позволяет получать уже 3D-изображения большего разрешения, что дает возможность анализировать слой за слоем по глубине (В-скан) или слою, параллельные поверхности (С-скан). Таким образом, текстурные признаки дерматоскопических изображений оптически усреднены по глубине. В этом случае С-сканы ОКТ и дерматоскопические изображения должны иметь сходные текстурные свойства. Более точная диагностика доступна при помощи ОКТ В-сканов. Это можно объяснить тем, что злокачественное новообразование характеризуется в том числе глубиной инвазии, что хорошо определяется именно по В-сканам.

Дерматоскопический классификатор можно признать стабильным, что объективно доказано кроссвалидацией. Чувствительность и специфичность после кроссвалидации уменьшились всего на 6 и 3 % соответственно. При этом получены результаты несколько лучше описанных в [24, 35–37]: чувствительность 90 против 93 % и повышенная специфичность 86 против 80 %. Одним из факторов увеличения можно считать введение персонифицированного режима – добавление сравнительных признаков в программный модуль анализа. Дерматоскопическая система в этом случае хорошо подходит для скрининга, где требуется высокий уровень чувствительности (на уровне 95–97 %), что соответствует рассматриваемой системе, в то время как высокая специфичность (89 %) минимизирует число ложноположительных результатов. По отношению к работам [12–14] получены улучшенные показатели специфичности. Аналогичный вывод можно сделать при сравнении с известными инструментальными системами SIAScope и MelaFind.

Отдельно следует отметить применение сверточных нейронных сетей (СНС). СНС очень чувствительны к ресурсам, в частности к памяти. Авторы [38] тренировали Google Inception v3 на 129 000 изображениях и 2032 различных классах. Авторы получили точность около 70 %, но при этом не все образцы были подтверждены гистологически. Полученные результаты немного уступают работе [15]: 97/90 % для чувствительности и специфичности соответственно, полученные на тестовой выборке, однако кроссвалидация не проводилась.

Для ОКТ получены несколько более высокие результаты: Precision и Recall около 97 % в мультиклассовом распознавании в связи с использованием мультитекстурного анализа, где каждый текстурный признак способен дополнять другой. В работе Marvdashti с соавторами [39] была получена 95 %-я точность при обнаружении БКК среди 42 пациентов с использованием поляризационной ОКТ. Авторы использовали более сложный алгоритм для обнаружения ROI и извлекали множество текстурных свойств для А- и В-сканов, включая фазовые, гистограммные статистики, статистики Харалика и морфологические. Используемая в указанной работе система ОКТ оборудована лазером с более короткой длиной волны (840 нм против 1325 нм, перестраиваемый лазер в [38]), т. е. характеризуется более высоким уровнем шумов.

В рассмотренном в настоящей статье четырех-классовом классификаторе получены несколько худшие результаты, в то время как для трехклассового результаты лучше.

Меланома как класс ОКТ-изображений довольно редко присутствует в исследованиях из-за гораздо меньшей распространенности по сравнению с БКК [40]. В [41] использован относительный коэффициент затухания только для А-сканов и получены довольно высокие показатели чувствительности (93 %) и специфичности (97 %) для случая меланомы против доброкачественных образований. Их набор включал 15 образцов меланом. Включение же БКК в этот набор могло значительно уменьшить показатели, так как немеланомные новообразования не имеют столь строгой зависимости по глубине от показателя поглощения.

Рис. 7 иллюстрирует ранжированный относительный вклад различных текстурных признаков в классификацию новообразований. Рис. 8 иллюстрирует вклад каждой группы текстурных признаков. При этом вклад признака внутри группы нормализован на вклад группы в целом.

Как можно увидеть из рис. 7, топ-8 признаков включают оба признака МСП и признаки Тамура, а также три из четырех фрактальных. Вклад этих 8 признаков составляет 69.7 %. Оставшиеся 34 дают 30.3 %. С другой стороны, каждая текстурная группа содержит разное количество признаков.

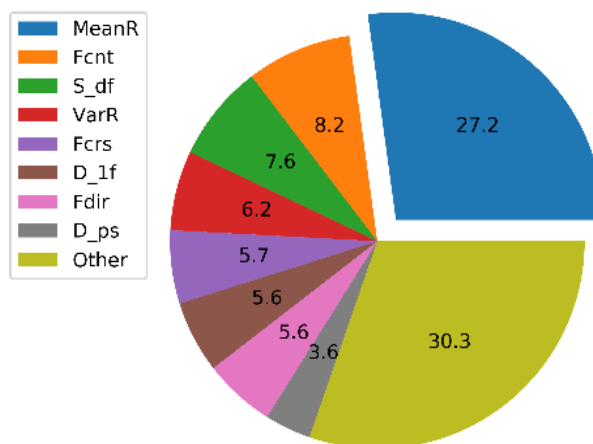


Рис. 7. Значимость различных текстурных признаков

Fig. 7. The significance of the texture features

Признаки Габора показали наихудший результат, информативность не превысила 6.3 %. Это подтверждает превосходство стохастических текстурных признаков над частотными [42].

Таким образом, текстурный анализ дерматоскопических 2D-изображений и ОКТ 3D-изображений в составе систем диагностики злокачественных новообразований выглядит весьма многообещающе. В будущем, в случае успешного повторения на большей выборке, эти подходы могут быть использованы для *in vivo* и лабораторного *ex vivo* исследований кожных новообразований при определении типа опухоли.

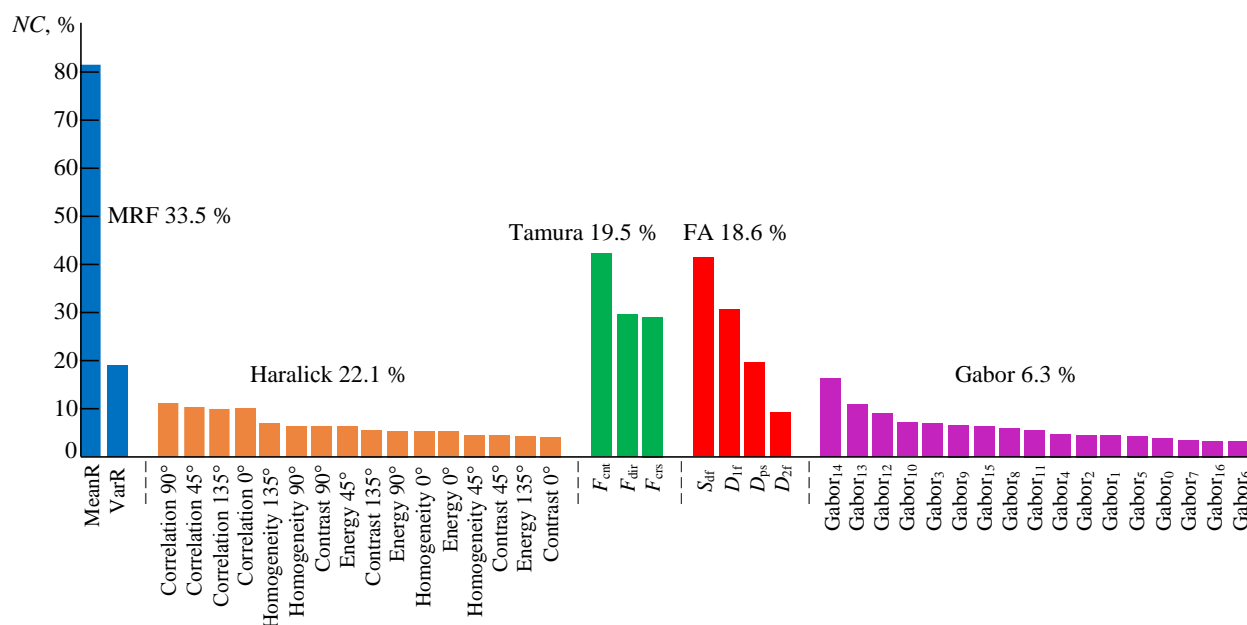


Рис. 8. Диаграммы нормализованной значимости групп признаков в распознавании опухолей

Fig. 8. Charts of the normalized contribution of feature groups in tumor recognition

Список литературы

1. The Diagnostic Performance of Expert Dermoscopyists vs a Computer-Vision System on Small-Diameter Melanomas / R. J. Friedman, D. Gutkowitz-Krusin, M. J. Farber, M. Warycha, L. Schneider-Kels, N. Papastathis, M. C. Mihm Jr. P. Googe, R. King, V. G. Prieto, A. W. Kopf, D. Polsky, H. Rabinovitz, M. Oliviero, A. Cognetta, D. S. Rigel, A. Marghoob, J. Rivers, R. Johr, J. M. Grant-Kels, H. Tsao // Arch Dermatol. 2008. Vol. 144, № 4. P. 476–482. doi: 10.1001/archderm.144.4.476
2. Drexler W., Fujimoto J. G. Optical Coherence Tomography: Technology and Applications. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. 1375 p. doi: 10.1007/978-3-540-77550-8
3. 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
4. OCT Imaging of Skin Cancer and Other Dermatological Diseases / M. Mogensen, L. Thrane, T. M. Jørgensen, P. E. Andersen, G. B. Jemec // J. of biophotonics. 2009. Vol. 2, № 6-7. P. 442–451. doi: 10.1002/jbio.200910020
5. In vivo Thickness Measurement of Basal Cell Carcinoma and Actinic Keratosis with Optical Coherence Tomography and 20-MHz Ultrasound / M. Mogensen, B. M. Nürnberg, J. L. Forman, J. B. Thomsen, L. Thrane, G. B. E. Jemec // British J. of Dermatology. 2009. Vol. 160, № 5. P. 1026–1033. doi: 10.1111/j.1365-2133.2008.09003.x
6. Massone C., Di Stefani A., Soyer H. P. Dermoscopy for Skin Cancer Detection // Current opinion in oncology. 2005. Vol. 17, № 2. P. 147–153. doi: 10.1097/01.cco.0000152627.36243.26
7. Kaliyadan F. The Scope of the Dermoscope // Indian Dermatol Online J. 2016. Vol. 7. P. 359–363. doi: 10.4103/2229-5178.190496
8. Cotton S., Claridge E. Developing a Predictive Model of Human Skin Coloring // Medical Imaging 1996: Physics of Medical Imaging. International Society for Optics and Photonics. 1996. Vol. 2708. P. 814–825. doi: 10.1117/12.237846
9. Cotton S. D., Claridge E., Hall P. N. Noninvasive Skin Imaging // 15th Biennial Intern. Conf. on Information Processing in Medical Imaging (IPMI'97) Poultney, Vermont, USA, June 9–13, 1997. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1997. Vol. 2. P. 501–507. Lecture Notes in Computer Science, vol. 1230. doi: 10.1007/3-540-63046-5_50
10. The Performance of MelaFind. A Prospective Multicenter Study / G. Monheit, A. B. Cognetta, L. Ferris, H. Rabinovitz, K. Gross, M. Martini, J. M. Grichnik, M. Mihm, V. G. Prieto, P. Googe, R. King, A. Toledano, N. Kabelev, M. Wojton, D. Gutkowitz-Krusin // Arch Dermatol. 2011. Vol. 147, № 2. P. 188–194. doi: 10.1001/archdermatol.2010.302
11. Accuracy of SIAscopy for Pigmented Skin Lesions encountered in Primary Care: Development and Validation of a New Diagnostic Algorithm / J. D. Emery, J. Hunter, P. N. Hall, A. J. Watson, M. Moncrieff, F. M. Walter // BMC dermatology. 2010. Vol. 10. 9 p. doi: 10.118/1471-5945-10-9
12. Effect of adding a Diagnostic Aid to Best Practice to Manage Suspicious Pigmented Lesions in Primary Care: Randomised Controlled Trial / F. M. Walter, H. C. Morris, E. Humphrys, P. N. Hall, A. T. Prevost, N. Burrows, L. Bradshaw, E. C. F. Wilson, P. Norris, J. Walls, M. Johnson, A. L. Kinmonth, J. D. Emery // Bmj. 2012. Vol. 345. e4110. doi: 10.1136/bmj.e4110
13. Diagnostic Performance of the MelaFind Device in a Real-Life Clinical Setting / C. Fink, C. Jaeger, K. Jaeger, H. A. Haenssle // JDDG: J. der Deutschen Dermatologischen Gesellschaft. 2017. Vol. 15, № 4. P. 414–419. doi: 10.1111/ddg.13220
14. Computer-Aided Classification of Melanocytic Lesions using Dermoscopic Images / L. K. Ferris, J. A. Harkes, B. Gilbert, D. G. Winger, K. Golubets, O. Akilov, M. Satyanarayanan // J. of the American Academy of Dermatology. 2015. Vol. 73, № 5. P. 769–776. doi: 10.1016/j.jaad.2015.07.028
15. The Skin Cancer Classification using Deep Convolutional Neural Network / U. O. Dorj, K. K. Lee, J. Y. Choi, M. Lee // Multimedia Tools and Applications. 2018. Vol. 77, № 8. P. 9909–9924. doi: 10.1007/s11042-018-5714-1
16. Choudhury D., Naug A., Ghosh S. Texture and Color Feature Based WLS framework Aided Skin Cancer Classification using MSVM and ELM // 2015 Annual IEEE India Conf. (INDICON). New Delhi, India. 17–20 Dec. 2015. Piscataway: IEEE, 2015. 6 p. doi: 10.1109/INDICON.2015.7443780
17. Mirmehdi M., Xie X., Suri J. Handbook of Texture Analysis. London: Imperial College Press, 2008. 423 p.
18. Petrou M., Sevilla P. G. Image Processing: dealing with Texture. Chichester: John Wiley & Sons, 2006. 630 p.
19. Pietikäinen M. K. Texture Analysis in Machine Vision. Singapore: World Scientific, 2000. 280 p.
20. Haralick R. M. Statistical and Structural Approaches to Texture // Proc. of the IEEE. 1979. Vol. 67, № 5. P. 786–804.
21. Dubes R. C., Jain A. K. Random Field Models in Image Analysis // J. of applied statistics. 1993. Vol. 20, № 5-6. P. 121–154. doi: 10.1080/026647693000000062
22. Ahuja N., Rosenfeld A. Mosaic Models for Textures // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1981. Vol. PAMI-3, № 1. P. 1–11. doi: 10.1109/TPAMI.1981.4767045
23. Dermatoscopy Software Tool for In Vivo Automatic Malignant Lesions Detection / S. G. Konovalov, O. A. Melisov, O. O. Myakinin, I. A. Bratchenko, A. A. Moryatov, S. V. Kozlov, V. P. Zakharov // J. of Biomedical Photonics & Engineering. 2018. Vol. 4, № 4. P. 040302(1–9). doi: 10.18287/JBPE18.04.040302
24. Using the 7-point Checklist as a Diagnostic Aid for Pigmented Skin Lesions in General Practice: a Diagnostic Validation Study / F. M. Walter, A. T. Prevost, J. Vasconcelos, P. N. Hall, N. P. Burrows, H. C. Morris, A. L. Kinmonth, J. D. Emery // British J. General Practice. 2013. Vol. 63, № 610. P. e345–e353. doi: 10.3399/bjgp13X667213
25. Dermoscopy Analysis of RGB-Images based on Comparative Features / O. O. Myakinin, V. P. Zakharov,

I. A. Bratchenko, D. N. Artemyev, E. Y. Neretin, S. V. Kozlov // Proc. SPIE. 2015. Vol. 9599. Applications of Digital Image Processing XXXVIII. 95992B. doi: 10.1117/12.2188165

26. 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, № 2. P. 733–746. doi: 10.1364/OE.17.000733

27. Haralick R. M., Shanmugam K. Textural Features for Image Classification // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1973. Vol. SMC-3, № 6. P. 610–621. doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314

28. Fogel I., Sagi D. Gabor Filters as Texture Discriminator // Biol. Cybern. 1989. Vol. 61, № 2. P. 103–113. doi: 10.1007/BF00204594

29. Tamura H., Mori S., Yamawaki T. Textural Features corresponding to Visual Perception // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1978. Vol. SMC-8, № 6. P. 460–473. doi: 10.1109/TSMC.1978.4309999

30. Voss R. F. Random Fractal Forgeries / ed. by R. A. Earnshaw // Fundamental Algorithms for Computer Graphics. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 1985. P. 805–835.

31. Ahammer H. Higuchi Dimension of Digital Images // PLoS One. 2011. Vol. 6, № 9. P. e24796 doi: 10.1371/journal.pone.0024796

32. Sarkar N., Chaudhuri B. B. An Efficient Differential Box-Counting Approach to Compute Fractal Dimension of Image // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1994. Vol. SMC-24, № 1. P. 115–120. doi: 10.1109/21.259692

33. Multimodal Texture Analysis of OCT Images as a Diagnostic Application for Skin Tumors / D. S. Raupov, O. O. Myakinin, I. A. Bratchenko, V. P. Zakharov, A. G. Khramov // J. of Biomedical Photonics & Engineering. 2017. Vol. 3, № 1. P. 010307(1–10). doi: 10.18287/JBPE17.03.010307

34. Skin Cancer Texture Analysis of OCT Images based on Haralick, Fractal Dimension, Markov Random Field Features, and the Complex Directional Field Features / D. S. Raupov, O. O. Myakinin, I. A. Bratchenko, V. P. Zakharov, A. G. Khramov // Proc SPIE. 2016. Vol. 10024. Optics in Health Care and Biomedical Optics VII. P. 100244I. doi: 10.1117/12.2246446

35. Epiluminescence Microscopy for the Diagnosis of Doubtful Melanocytic Skin Lesions: Comparison of the

ABCD Rule of Dermatoscopy and a New 7-point Checklist based on Pattern Analysis / G. Argenziano, G. Fabbrocini, P. Carli, V. De Giorgi, E. Sammarco, M. Delfino // Arch Dermatol. 1998. Vol. 134, № 12. P. 1563–1570. doi: 10.1001/archderm.134.12.1563

36. Differences Between Polarized Light Dermoscopy and Immersion Contact Dermoscopy for the Evaluation of Skin Lesions / C. Benvenuto-Andrade, S. W. Dusza, A. L. C. Aggero, A. Scope, M. Rajadhyaksha, A. C. Halpern, A. A. Marghoob // Arch Dermatol. 2007. Vol. 143, № 3. P. 329–338. doi: 10.1001/archderm.143.3.329

37. Implementation of the 7-point Checklist for Melanoma Detection on Smart Handheld Devices / T. Wadhwani, N. Situ, H. Rui, K. Lancaster, X. Yuan, G. Zouridakis // 2011 Annual Intern. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Boston, MA, USA, 30 Aug.–3 Sept. 2011. Piscataway: IEEE, 2011. P. 3180–3183. doi: 10.1109/IEMBS.2011.6090866

38. Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks / A. Esteva, B. Kuprel, R. A. Novoa, J. Ko, S. M. Swetter, H. M. Blau, S. Thrun // Nature. 2017. Vol. 542, № 7639. P. 115–118. doi: 10.1038/nature21056

39. Classification of Basal Cell Carcinoma in Human Skin using Machine Learning and Quantitative Features captured by Polarization Sensitive Optical Coherence Tomography / T. Marvdashti, L. Duan, S. Z. Aasi, J. Y. Tang, A. K. E. Bowden // Biomedical optics express. 2016. Vol. 7, № 9. P. 3721–3735. doi: 10.1364/BOE.7.003721

40. 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. Biomed. Opt. 2018. Vol. 23, № 2. 020902. doi: 10.1117/1.JBO.23.2.020902

41. In Vivo Assessment of Optical Properties of Melanocytic Skin Lesions and Differentiation of Melanoma from Non-Malignant Lesions by High-Definition Optical Coherence Tomography / M. A. L. M. Boone, M. Suppa, F. Dhaenens, M. Miyamoto, A. Marneffe, G. B. E. Jemec, V. Del Marmol, R. Nebosis // Arch Dermatol Res. 2016. Vol. 308. P. 7–20. doi: 10.1007/s00403-015-1608-5

42. Weszka J. S., Dyer C. R., Rosenfeld A. A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification // IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1976. Vol. SMC-6, № 4. P. 269–285. doi: 10.1109/TSMC.1976.5408777

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. Сфера 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, Российская Федерация

E-mail: myakole@gmail.com

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

References

1. Friedman R. J., Gutkowitz-Krusin D., Farber M. J., Warycha M., Schneider-Kels L., Papastathis N., Mihm Jr. M. C., Gooe P., King R., Prieto V. G., Kopf A. W., Polsky D., Rabinovitz H., Oliviero M., Cagnetta A., Rigel D. S., Marghoob A., Rivers J., Johr R., Grant-Kels J. M., Tsao H. The Diagnostic Performance of Expert Dermoscopyists vs a Computer-Vision System on Small-Diameter Melanomas. *Arch Dermatol.* 2008, vol. 144, no. 4, pp. 476–482. doi: 10.1001/archderm.144.4.476
2. Drexler W., Fujimoto J. G. *Optical Coherence Tomography: Technology and Applications.* Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 1375 p. doi: 10.1007/978-3-540-77550-8
3. 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
4. Mogensen M., Thrane L., Jørgensen T. M., Andersen P. E., Jemec G. B. OCT Imaging of Skin Cancer and Other Dermatological Diseases. *J. of biophotonics.* 2009, vol. 2, no. 6–7, pp. 442–451. doi: 10.1002/jbpo.200910020
5. Mogensen M., Nürnberg B. M., Forman J. L., Thomson J. B., Thrane L., Jemec G. B. E. In vivo Thickness Measurement of Basal Cell Carcinoma and Actinic Keratosis with Optical Coherence Tomography and 20-MHz Ultrasound. *British J. of Dermatology.* 2009, vol. 160, no. 5, pp. 1026–1033. doi: 10.1111/j.1365-2133.2008.09003.x
6. Massone C., Di Stefani A., Soyer H. P. Dermoscopy for Skin Cancer Detection. *Current opinion in oncology.* 2005, vol. 17, no. 2, pp. 147–153. doi: 10.1097/01.cco.0000152627.36243.26
7. Kaliyadan F. The Scope of the Dermoscope. *Indian Dermatol Online J.* 2016, vol. 7, pp. 359–363. doi: 10.4103/2229-5178.190496
8. Cotton S., Claridge E. Developing a Predictive Model of Human Skin Coloring. *Medical Imaging 1996: Physics of Medical Imaging.* International Society for Optics and Photonics. 1996, vol. 2708, pp. 814–825. doi: 10.1117/12.237846
9. Cotton S. D., Claridge E., Hall P. N. Noninvasive Skin Imaging. 15th Biennial Intern. Conf. on Information Processing in Medical Imaging (IPMI'97) Poultney, Vermont, USA, June 9–13, 1997. Berlin Heidelberg, Springer-Verlag. 1997, vol. 2, pp. 501–507. Lecture Notes in Computer Science, vol. 1230. doi: 10.1007/3-540-63046-5_50
10. Monheit G., Cagnetta A. B., Ferris L., Rabinovitz H., Gross K., Martini M., Grichnik J. M., Mihm M., Prieto V. G., Gooe P., King R., Toledano A., Kabelev N., Wojton M., Gutkowitz-Krusin D. The Performance of MelaFind. A Prospective Multicenter Study. *Arch Dermatol.* 2011, vol. 147, no. 2, pp. 188–194. doi: 10.1001/archdermatol.2010.302
11. Emery J. D., Hunter J., Hall P. N., Watson A. J., Moncrieff M., Walter F. M. Accuracy of SIAscopy for Pigmented Skin Lesions encountered in Primary Care: Development and Validation of a New Diagnostic Algorithm. *BMC dermatology.* 2010, vol. 10, 9 p. doi: 10.1186/1471-5945-10-9
12. Walter F. M., Morris H. C., Humphrys E., Hall P. N., Prevost A. T., Burrows N., Bradshaw L., Wilson E. C. F., Norris P., Walls J., Johnson M., Kinmonth A. L., Emery J. D. Effect of adding a Diagnostic Aid to Best Practice to Manage Suspicious Pigmented Lesions in Primary Care: Randomised Controlled Trial. *Bmj.* 2012, vol. 345, e4110. doi: 10.1136/bmj.e4110
13. Fink C., Jaeger C., Jaeger K., Haenssle H. A. Diagnostic Performance of the MelaFind Device in a Real-Life Clinical Setting. *JDDG: Journal der Deutschen Dermatologischen Gesellschaft.* 2017, vol. 15, no. 4, pp. 414–419. doi: 10.1111/ddg.13220
14. Ferris L. K., Harkes J. A., Gilbert B., Winger D. G., Golubets K., Akilov O., Satyanarayanan M. Computer-Aided Classification of Melanocytic Lesions using Dermoscopic Images. *J. of the American Academy of Dermatology.* 2015, vol. 73, no. 5, pp. 769–776. doi: 10.1016/j.jaad.2015.07.028
15. Dorj U. O., Lee K. K., Choi J. Y., Lee M. The Skin Cancer Classification using Deep Convolutional Neural Network. *Multimedia Tools and Applications.* 2018, vol. 77, no. 8, pp. 9909–9924. doi: 10.1007/s11042-018-5714-1
16. Choudhury D., Naug A., Ghosh S. Texture and Color Feature Based WLS framework Aided Skin Cancer Classification using MSVM and ELM. 2015 Annual IEEE India Conference (INDICON). New Delhi, India, 17–20 Dec. 2015. Piscataway, IEEE, 2015, 6 p. doi: 10.1109/INDICON.2015.7443780
17. Mirmehdi M., Xie X., Suri J. *Handbook of Texture Analysis.* London, Imperial College Press, 2008, 423 p.
18. Petrou M., Sevilla P. G. *Image Processing: dealing with Texture.* Chichester, John Wiley & Sons, 2006, 630 p.
19. Pietikäinen M. K. *Texture Analysis in Machine Vision.* Singapore, World Scientific, 2000, 280 p.
20. Haralick R. M. Statistical and Structural Approaches to Texture. *Proc. of the IEEE.* 1979, vol. 67, no. 5, pp. 786–804.
21. Dubes R. C., Jain A. K. Random Field Models in Image Analysis. *J. of applied statistics.* 1993, vol. 20, no. 5–6, pp. 121–154. doi: 10.1080/026647693000000062
22. Ahuja N., Rosenfeld A. Mosaic Models for Textures. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* 1981, vol. PAMI-3, no. 1, pp. 1–11. doi: 10.1109/TPAMI.1981.4767045
23. Kononov S. G., Melsitov O. A., Myakinin O. O., Bratchenko I. A., Moryatov A. A., Kozlov S. V., Zakharov V. P. Dermatoscopy Software Tool for In Vivo Automatic Malignant Lesions Detection. *J. of Biomedical Photonics & Engineering.* 2018, vol. 4, no. 4, pp. 040302(1–9). doi: 10.18287/JBPE18.04.040302
24. Walter F. M., Prevost A. T., Vasconcelos J., Hall P. N., Burrows N. P., Morris H. C., Kinmonth A. L., Emery J. D. Using the 7-point Checklist as a Diagnostic Aid for Pigmented Skin Lesions in General Practice: a Diagnostic

Validation Study. British J. General Practice. 2013, vol. 63, no. 610, pp. e345–e353. doi: 10.3399/bjgp13X667213

25. Myakinin O. O., Zakharov V. P., Bratchenko I. A., Artemyev D. N., Neretin E. Y., Kozlov S. V. Dermoscopy Analysis of RGB-Images based on Comparative Features. Proc. SPIE. 2015. Vol. 9599. Applications of Digital Image Processing XXXVIII. 95992B. doi: 10.1117/12.2188165

26. 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

27. Haralick R. M., Shanmugam K. Textural Features for Image Classification. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1973, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610–621. doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314

28. Fogel I., Sagi D. Gabor Filters as Texture Discriminator. Biol. Cybern. 1989, vol. 61, no. 2, pp. 103–113. doi: 10.1007/BF00204594

29. Tamura H., Mori S., Yamawaki T. Textural Features corresponding to Visual Perception. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1978, vol. SMC-8, no. 6, pp. 460–473. doi: 10.1109/TSMC.1978.4309999

30. Voss R. F. Random Fractal Forgeries. Fundamental Algorithms for Computer Graphics; ed. by R. A. Earnshaw. Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 1985, pp. 805–835.

31. Ahammer H. Higuchi Dimension of Digital Images. PLoS One. 2011, vol. 6, no. 9, pp. e24796. doi: 10.1371/journal.pone.0024796

32. Sarkar N., Chaudhuri B. B. An Efficient Differential Box-Counting Approach to Compute Fractal Dimension of Image. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1994, vol. SMC-24, no. 1, pp. 115–120. doi: 10.1109/21.259692

33. Raupov D. S., Myakinin O. O., Bratchenko I. A., Zakharov V. P., Khramov A. G. Multimodal Texture Analysis of OCT Images as a Diagnostic Application for Skin Tumors. J. of Biomedical Photonics & Engineering. 2017, vol. 3, no. 1, pp. 010307(1–10). doi: 10.18287/JBPE17.03.010307

34. Raupov D. S., Myakinin O. O., Bratchenko I. A., Zakharov V. P., Khramov A. G. Skin Cancer Texture Analysis of OCT Images based on Haralick, Fractal Dimension, Markov Random Field Features, and the Complex Directional Field Features. Proc SPIE. 2016, vol. 10024. Optics in Health Care and Biomedical Optics VII, pp. 100244I. doi: 10.1117/12.2246446

35. Argenziano G., Fabbrocini G., Carli P., De Giorgi V., Sammarco E., Delfino M. Epiluminescence Microscopy for the Diagnosis of Doubtful Melanocytic Skin Lesions: Comparison of the ABCD Rule of Dermatoscopy and a New 7-point Checklist based on Pattern Analysis. Arch Dermatol. 1998, vol. 134, no. 12, pp. 1563–1570. doi: 10.1001/archderm.134.12.1563

36. Benvenuto-Andrade C., Dusza S. W., Agero A. L. C., Scope A., Rajadhyaksha M., Halpern A. C., Marghoob A. A. Differences Between Polarized Light Dermoscopy and Immersion Contact Dermoscopy for the Evaluation of Skin Lesions. Arch Dermatol. 2007, vol. 143, no. 3, pp. 329–338. doi: 10.1001/archderm.143.3.329

37. Wadhawan T., Situ N., Rui H., Lancaster K., Yuan X., Zouridakis G. Implementation of the 7-point Checklist for Melanoma Detection on Smart Handheld Devices. 2011 Annual Intern. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Boston, MA, USA, 30 Aug.–3 Sept. 2011. Piscataway: IEEE, 2011, pp. 3180–3183. doi: 10.1109/IEMBS.2011.6090866

38. Esteva A., Kuprel B., Novoa R. A., Ko J., Swetter S. M., Blau H. M., Thrun S. Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks. Nature. 2017, vol. 542, no. 7639, pp. 115–118. doi: 10.1038/nature21056

39. Marvdashti T., Duan L., Aasi S. Z., Tang J. Y., Bowden A. K. E. Classification of Basal Cell Carcinoma in Human Skin using Machine Learning and Quantitative Features captured by Polarization Sensitive Optical Coherence Tomography. Biomedical optics express. 2016, vol. 7, no. 9, pp. 3721–3735. doi: 10.1364/BOE.7.003721

40. 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. J. Biomed. Opt. 2018, vol. 23, no. 2, 020902. doi: 10.1117/1.JBO.23.2.020902

41. Boone M. A. L. M., Suppa M., Dhaenens F., Miyamoto M., Marneffe A., Jemec G. B. E., Del Marmol V., Nebosis R. In Vivo Assessment of Optical Properties of Melanocytic Skin Lesions and Differentiation of Melanoma from Non-Malignant Lesions by High-Definition Optical Coherence Tomograph. Arch Dermatol Res. 2016, vol. 308, pp. 7–20. doi: 10.1007/s00403-015-1608-5

42. Weszka J. S., Dyer C. R., Rosenfeld A. A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. 1976, vol. SMC-6, no. 4, pp. 269–285. doi: 10.1109/TSMC.1976.5408777

Information about the author

Oleg O. Myakinin, master's degrees of Applied Mathematics and Computer Science, 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 Shosse, Samara 443086, Russia

E-mail: myakole@gmail.com

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