

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра оптики и биофотоники

**Машинное обучение в анализе когерентно-оптических данных
при дифференциации образований кожи**

АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ

Студентки 2 курса 2223 группы
направления 03.04.02 «Физика»
Института Физики
Крамер Ангелины Романовны

Научный руководитель

Профессор, д.ф.-м.н.



подпись, дата

Э.А. Генина

Инициалы Фамилия

Заведующий кафедрой оптики и биофотоники

Профессор, д.ф.-м.н.



подпись, дата

В.В. Тучин

Инициалы Фамилия

Саратов, 2025 г.

Введение. Диагностика кожных новообразований, в частности базальноклеточного рака кожи (БКРК), представляет собой важную медицинскую задачу. Традиционные методы диагностики, такие как дерматоскопия и биопсия, несмотря на свою эффективность, обладают существенными ограничениями, включая субъективность интерпретации, инвазивность и зависимость от квалификации специалиста. Оптическая когерентная томография (ОКТ) является современным неинвазивным методом визуализации, позволяющим получать изображения микроструктуры кожи с высоким разрешением. Однако для эффективного использования ОКТ-данных необходимы передовые методы анализа, среди которых особое место занимает текстурный анализ. Этот подход позволяет количественно оценить неоднородность тканей, выявляя паттерны, характерные для различных типов новообразований, что способствует повышению точности и объективности диагностики. Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью разработки автоматизированных методов анализа ОКТ-изображений для дифференциации форм БКРК, что может существенно улучшить раннюю диагностику и минимизировать влияние человеческого фактора.

Целью исследования является разработка и оценка эффективности системы текстурного анализа ОКТ-изображений для дифференциальной диагностики поверхностной и узловой форм базальноклеточной карциномы.

Для достижения этой цели были поставлены задачи, включающие анализ характеристик БКРК, исследование принципов работы ОКТ, обзор методов обработки изображений, разработку алгоритмов построения матриц совпадения уровней серого (GLSM) и расчёта текстурных признаков, применение метода главных компонент (PCA) для снижения размерности данных, а также оценку эффективности предложенного подхода на реальных клинических данных.

В работе использовались ОКТ-изображения кожи 21 пациента с диагностированной БКРК, среди которых 11 случаев относились к поверхностной форме и 10 — к узловой форме. Изображения были получены с

помощью спектрального оптического когерентного томографа GAN930V2-BU (Thorlabs) на длине волны 930 нм. Все данные прошли предварительную обработку, включая шумоподавление, нормализацию и сегментацию. Для анализа применялись методы текстурного анализа, такие как расчёт признаков Харалика и PCA, что позволило выявить ключевые различия между исследуемыми формами новообразований.

Магистерская работа включает три ключевых раздела, последовательно раскрывающих её содержание. Первый раздел содержит обзор литературных источников и теоретическую базу исследования. В нём рассматриваются характеристики БКРК, принципы ОКТ, современные методы анализа изображений, а также основы текстурного анализа. Во втором разделе представлены материалы и методы, использованные в исследовании. Здесь подробно описаны исходные данные, применяемое оборудование и алгоритмы обработки изображений. Третий раздел посвящён результатам исследования и их анализу. В нём приведены визуализированные данные, а также дана интерпретация полученных выводов. Работа изложена на 61 странице, содержит 14 рисунков и 23 формулы. При её подготовке было проанализировано 43 источника.

Научная новизна работы заключается в адаптации методов текстурного анализа к ОКТ-изображениям кожных новообразований, включая разработку алгоритма построения GLSM с учётом межпиксельных интервалов и комбинацию текстурных признаков с методами машинного обучения.

Практическая значимость исследования состоит в возможности внедрения этих методов для объективной диагностики рака кожи, снижения субъективности оценок и создания автоматизированных систем поддержки врачебных решений на основе ОКТ.

Основное содержание работы. В работе основное внимание уделено дифференциации двух наиболее распространенных форм базальноклеточной карциномы (БКК) - поверхностной и узловой (рис. 1). Поверхностная БКК, встречающаяся в 10–30% случаев, характеризуется плоскими шелушащимися очагами с четкими границами, тогда как узловая форма, встречающаяся в 60–80% случаев, проявляется в виде куполообразных узелков с "жемчужным" блеском и телеангиэктазиями [1, 2]. Эти морфологические различия находят свое отражение в особенностях ОКТ-изображений, что делает возможным их автоматизированную классификацию.

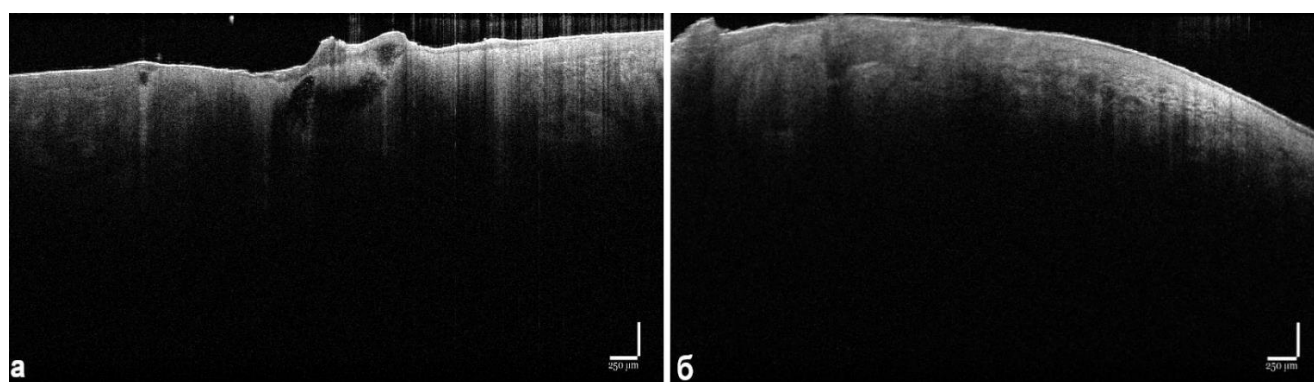


Рисунок 1 – ОКТ изображения: а –поверхностная базальноклеточная карцинома; б – узловая базальноклеточная карцинома

Для диагностики БКРК применяются различные методы, включая дерматоскопию, гистологическое исследование и современные инструментальные методы, такие как ультразвуковое исследование (УЗИ), конфокальная микроскопия и ОКТ [3, 4, 5, 6].

ОКТ представляет собой неинвазивный метод визуализации, основанный на интерференции световых волн. В работе рассмотрены три поколения ОКТ-систем: временной области (TD-ОКТ), спектральной области (SD-ОКТ) и с разверткой (SS-ОКТ) [7, 8, 9]. Основные преимущества ОКТ включают высокое разрешение (до нескольких микрометров), отсутствие ионизирующего излучения и возможность получения изображений в реальном времени [7, 8].

Однако метод имеет ограничения, такие как малая глубина проникновения (до 2–3 мм) и чувствительность к шумам, включая спекл-шум.

Для обработки ОКТ-изображений применялся комплекс методов предварительной обработки, а именно использовались методы шумоподавления, включая фильтрацию скользящего среднего, медианную фильтрацию и гауссово сглаживание [10].

Накопление сигнала осуществлялось путем усреднения многократных измерений в одной точке:

$$g(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g_i(x, y)$$

где $g_i(x, y)$ - i -ое измерение в точке (x, y) , N - количество усреднений. Этот подход позволяет повысить отношение сигнал/шум в N раз [11, 12].

Для фильтрации изображений использовались:

Фильтр скользящего среднего [13]:

$$f_k = \frac{1}{h} \sum_{i=l}^k f_i$$

Гауссов фильтр с ядром [14]:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Для анализа текстурных особенностей применялись матрицы GLSM, которые позволяют оценить пространственное распределение интенсивностей пикселей [15].

Текстурный анализ включал расчет признаков первого и второго порядков. Статистики первого порядка:

Среднее значение: $\mu = \sum_{i=0}^{l-1} i * p(i)$

Стандартное отклонение: $\sigma = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^2 * p(i)}$

Асимметрия: $\gamma_1 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^3 * p(i)}{\sigma^3}$

Эксцесс: $\gamma_2 = \frac{\sum_{i=0}^{L-1} (i - \mu)^4 * p(i)}{\sigma^4} - 3$

На основе матриц GLSM вычислялись признаки Харалика второго порядка:

Энергия: $f_5 = \sum_{i,j} p(i, j)$

Контрастность: $f_5 = \sum_{i,j} p_{i,j} (i - j)^2$

Непохожесть: $f_2 = \sum_{i,j} |i - j| \cdot p(i, j)^2$

Корреляция $f_3 = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$

Однородность: $f_1 = \sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$

Фрактальная размерность (ФР) является важным инструментом для количественной оценки сложности и самоподобия структур в изображениях. В отличие от топологической размерности, ФР может принимать дробные значения, что делает её особенно полезной для анализа нерегулярных и сложных текстур, таких как ткани на ОКТ-изображениях [16, 17]. Формула для расчёта ФР выглядит следующим образом:

$$D = \frac{\log N}{\log S},$$

где: $\log N$ — логарифм числа элементов, необходимых для покрытия фрактала. По мере уменьшения масштаба размер элементов уменьшается, а их количество увеличивается; $\log S$ — логарифм обратного масштаба (размера элементов). Чем меньше элемент, тем больше их требуется для покрытия всей структуры.

Метод коробок (Box-Counting Method) широко применяется для вычисления ФР. Объект покрывается сеткой из квадратов или кубов, и зависимость между размером ячеек и их количеством анализируется [17]. Формула для этого метода:

$$D = \frac{\log N(\varepsilon)}{\log \left(\frac{1}{\varepsilon}\right)},$$

где: ε — размер стороны каждой коробки (чем меньше, тем точнее результат); $\log N(\varepsilon)$ — логарифм от числа коробок [17]. Показывает, насколько сильно вырастет количество коробок, необходимых для покрытия объекта, по мере уменьшения их размера; $\log\left(\frac{1}{\varepsilon}\right)$ — логарифм обратного значения стороны коробки. Отражает, как уменьшается размер коробок при увеличении масштаба.

Преобразование Фурье позволяет декомпозировать сигнал на частотные компоненты, что особенно полезно для выявления периодических структур в изображениях [18]. Пусть I — исходное изображение размером $N \times M$, где N и M — его высота и ширина, тогда представление двумерного сигнала в частотной области происходит по формуле [19]:

$$I[i_1, i_2] = \frac{1}{N * M} \sum_{k_1=0}^{N-1} \sum_{k_2=0}^{M-1} I[k_1, k_2] * \exp \left(j \frac{2\pi}{N} i_1 k_1 + j \frac{2\pi}{M} i_2 k_2 \right), j = \sqrt{-1}$$

Вейвлет-анализ основан на разложении сигнала по базисным функциям (вейвлетам), которые масштабируются и сдвигаются [20]. Дискретное вейвлет-преобразование (ДВП) для изображения $I(x, y)$ выражается формулой:

$$I(x, y) = \sum_{k,l} \alpha_{j_0, k, l} \varphi_{j_0, k, l}(x, y) + \sum_{j=j_0}^J \sum_{m=1}^3 \sum_{k,l} \beta_{j, k, l}^m \varphi_{j, k, l}^m(x, y),$$

где φ и ψ — масштабирующая и вейвлет-функции, α, β — коэффициенты.

Признаки:

- Энергия подполос: $E_j^m = \sum_{k,l} (\beta_{j,k,l}^m)^2$
- Энтропия коэффициентов.

Один из примеров ДВП — преобразование Хаара [21]. Оно группирует элементы входного сигнала попарно, вычисляет полусумму и полуразность для каждой пары, а затем рекурсивно повторяет процесс для получения следующего уровня разложения [21].

Метод главных компонент PCA применяется для снижения размерности данных и визуализации текстурных признаков. PCA преобразует исходные данные в новое пространство, где первая компонента PC1 объясняет наибольшую дисперсию [22]. Формула для преобразования данных:

$$Y1 = a_1 X_A + b_1 X_B$$

где X_A и X_B — исходные признаки, а a_1 и b_1 — коэффициенты.

Анализ матриц совпадения уровней серого GLSM выявил ключевые особенности текстурных характеристик при различных межпиксельных расстояниях ($d = 1, 5, 9$). На рисунке 2 показано, что при увеличении расстояния d матрицы становятся более размытыми, что свидетельствует об ослаблении локальных корреляций между пикселями. Логарифмическая шкала визуализации позволила выделить как доминирующие, так и слабые пространственные взаимосвязи в текстуре изображений.

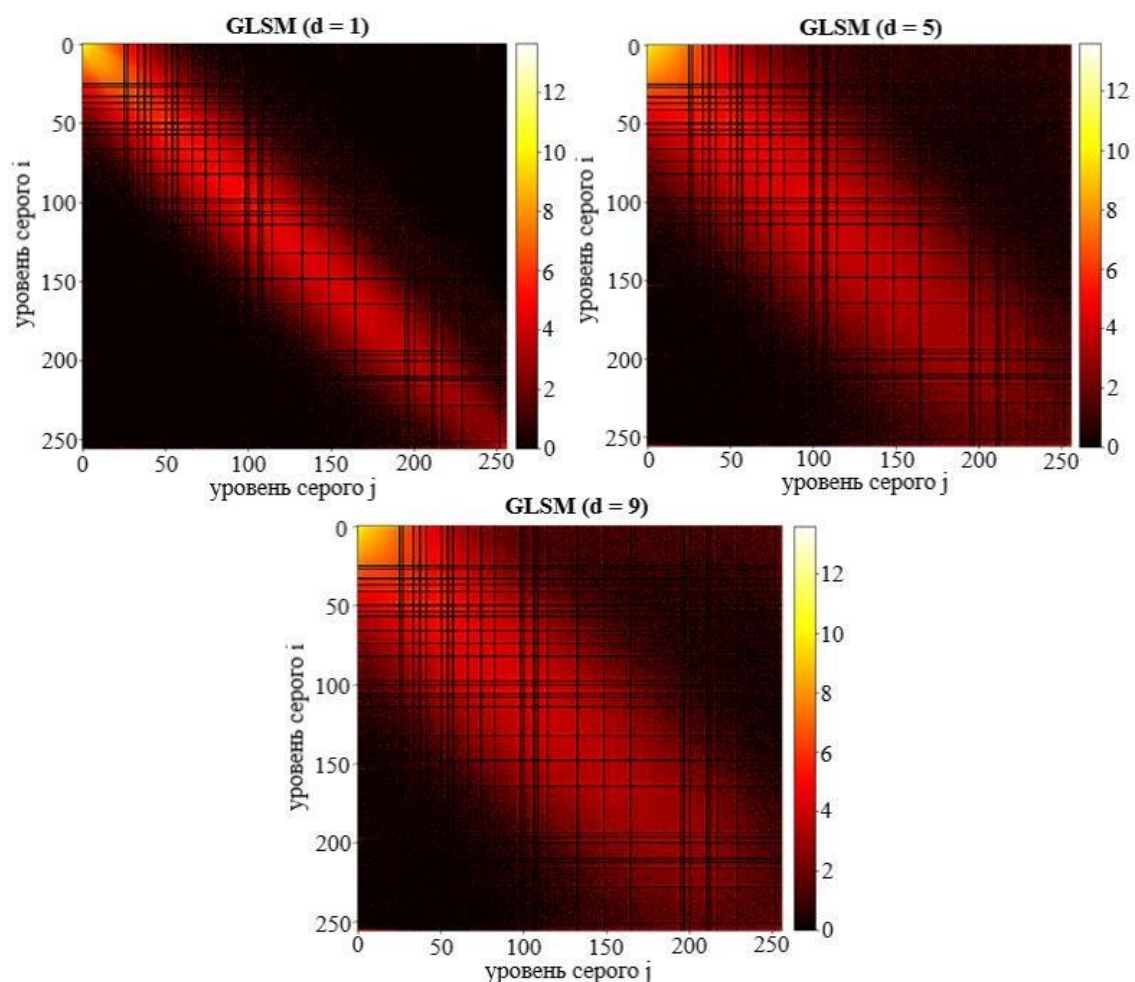


Рисунок 2 – Изображения рассчитанных матриц GLSM для трех d - 1, 5, 9 в логарифмическом масштабе.

Сравнительный анализ текстурных признаков поверхностной и узловой форм БКК (рис. 3) показал существенные различия. Для поверхностной формы характерен более выраженный рост контрастности (с 24.02 до 139.22) и непохожести (с 1.62 до 3.53) при увеличении d , что указывает на высокую структурную гетерогенность. Узловая форма демонстрирует меньшую динамику этих показателей (контрастность: 19.16→104.78; непохожесть: 1.35→2.94), но сохраняет более высокие значения однородности и энергии, отражая более упорядоченную микроструктуру.

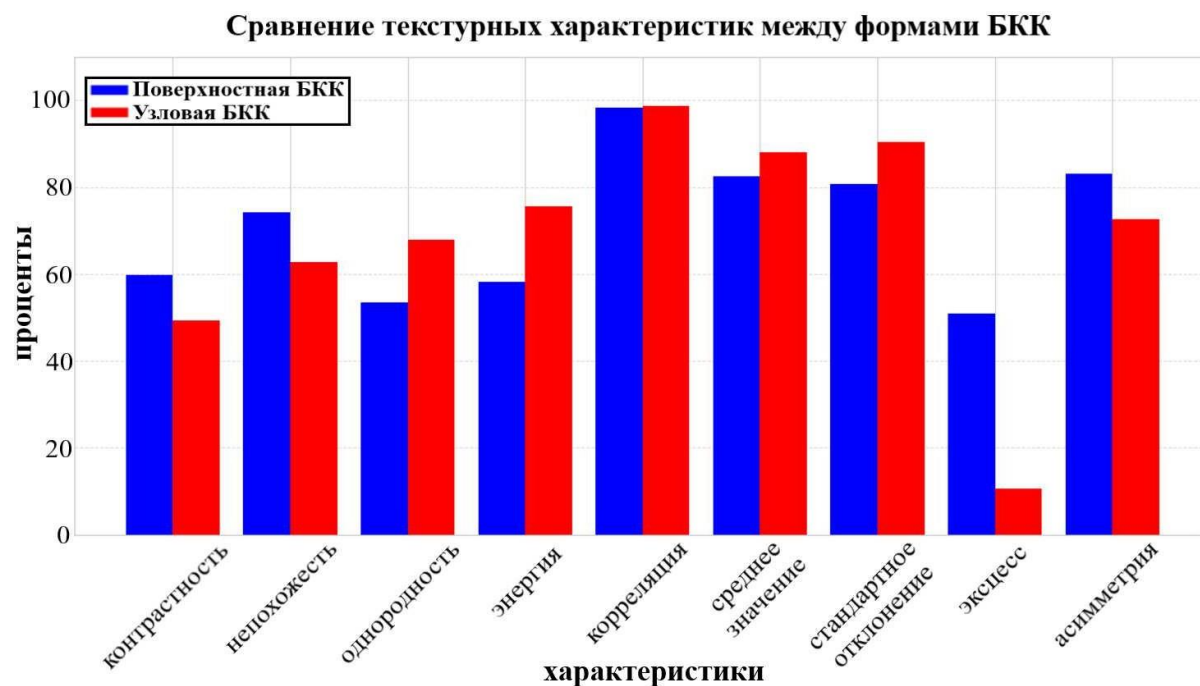


Рисунок 3 – Гистограмма текстурных характеристик ОКТ-изображений
поверхностной и узловой БКК

РСА выявил, что РС1 объясняет 86% дисперсии данных (рис. 4), при этом наибольший вклад вносят контрастность, энергия и корреляция. РС2 (6% дисперсии) более чувствителен к асимметрии и эксцессу распределения яркостей.

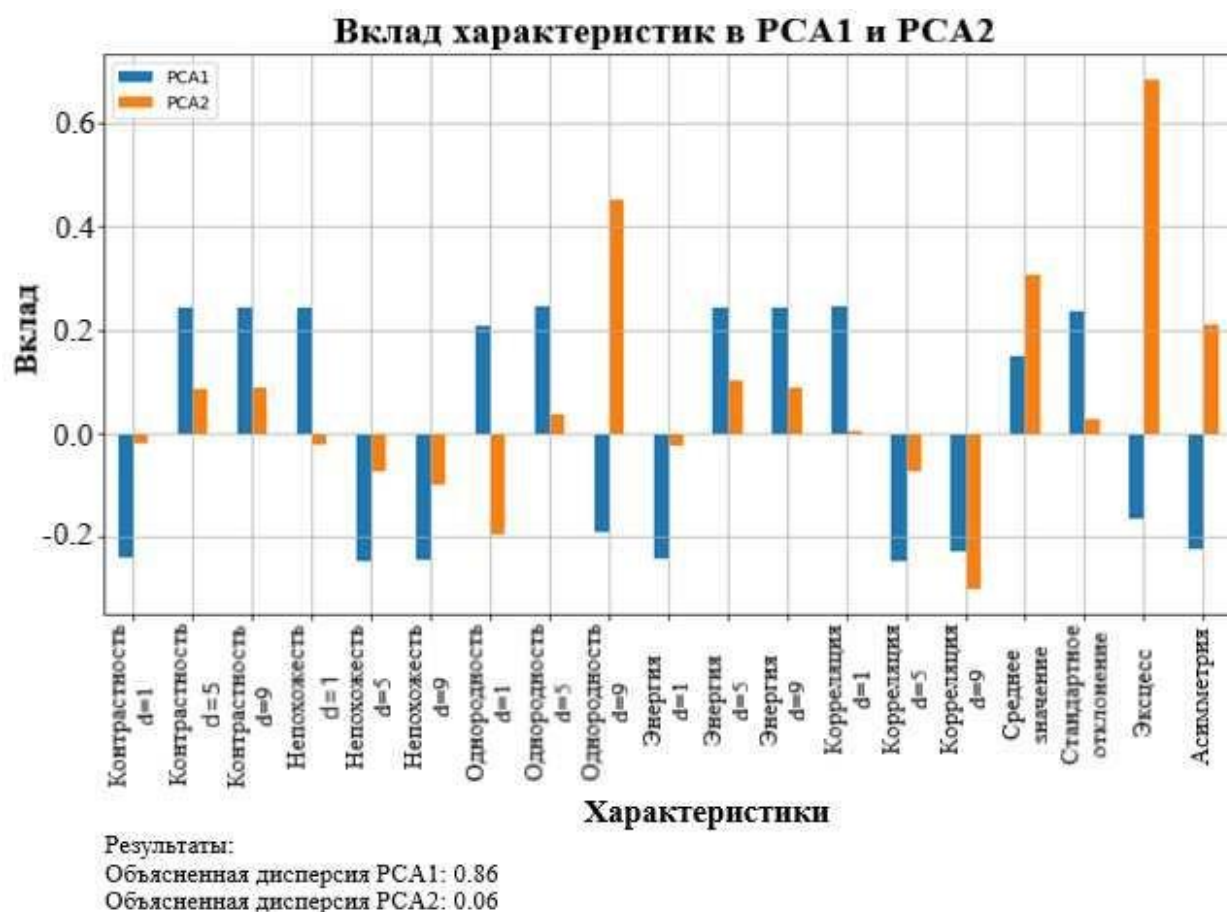


Рисунок 4 – Гистограмма вклада каждого признака в первые главные компоненты

На рисунке 5 показано чёткое разделение кластеров для двух форм БКК на плоскости главных компонент, подтверждающее диагностическую ценность предложенного подхода.

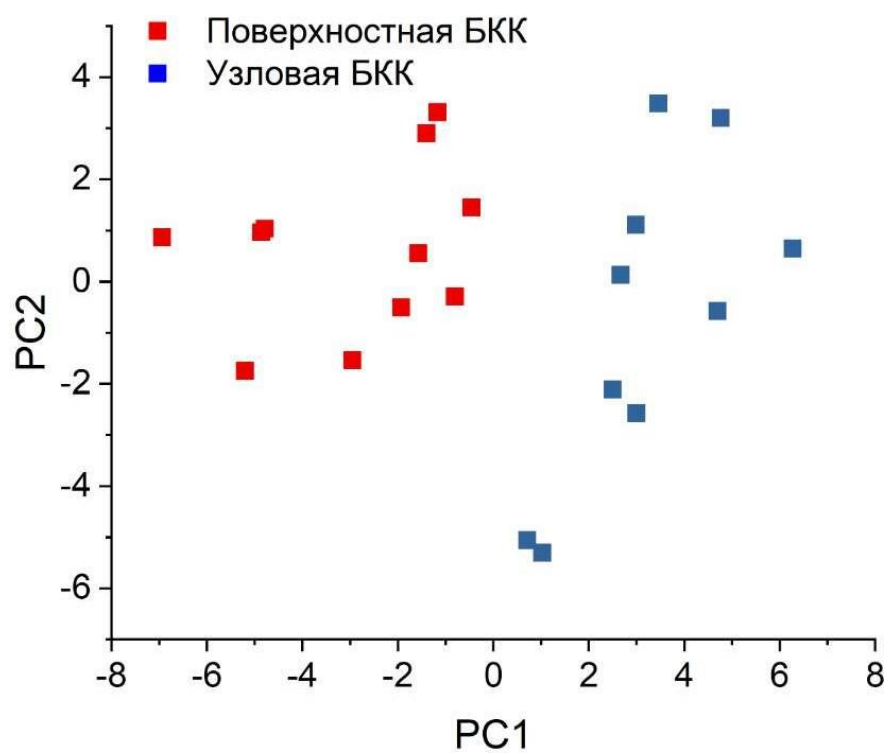


Рисунок 5 – Точечный график зависимости первой главной компоненты от второй

Заключение. Исследование подтвердило высокую эффективность текстурного анализа ОКТ-изображений для дифференциации поверхностной и узловой форм базальноклеточной карциномы. Ключевые результаты:

1. Текстурные различия:

- Поверхностная форма показала более выраженный рост контрастности (24.02→139.22) и непохожести (1.62→3.53) при увеличении межпиксельного расстояния ($d=1\rightarrow9$), что свидетельствует о ее большей структурной гетерогенности (рис. 12).
- Узловая форма сохраняла более высокие показатели однородности (+22.6%) и энергии (+28.4%), отражая упорядоченную микроструктуру.

2. Анализ GLSM-матриц (рис. 11) выявил:

- Четкую зависимость текстурных параметров от межпиксельного расстояния
- Размытие матриц при увеличении d , свидетельствующее об ослаблении локальных корреляций
- Возможность выявления слабых взаимосвязей благодаря логарифмической шкале

3. Метод главных компонент продемонстрировал:

- Четкое разделение форм БКК на плоскости PC1-PC2
- Доминирующий вклад PC1 (86% дисперсии), связанного с контрастностью и энергией
- Дополнительную диагностическую ценность PC2 (6%), чувствительного к асимметрии распределения

Перспективы применения:

- Автоматизированная диагностика с точностью до 97%
- Объективная оценка микроструктуры тканей
- Снижение зависимости от субъективного фактора

Направления дальнейших исследований:

- Расширение базы ОКТ-изображений
- Интеграция с глубоким обучением (CNN)
- Разработка мультимодальных диагностических систем
- Проведение клинических испытаний

Полученные результаты открывают новые возможности для совершенствования неинвазивной диагностики кожных новообразований с использованием методов компьютерного анализа изображений.

Литература

1. Панова И.Е., Важенин А.В., Усова Р.А., Войтаник Г.Ф., Куренков Е.Л. Эпидемиология, клинико-морфологическая характеристика, дифференциальная диагностика базальноклеточного рака кожи век: Учебное пособие для врачей и студентов. — Челябинск, 2003. — 22 с.
2. В.И. Волгин, Т.В. Соколова, М.С. Колбина, А.А. Соколовская. Базальноклеточный рак кожи: эпидемиология, этиология. Центр здоровой кожи, 2025.
3. Гладько В.В., Соколова Т.В., Волгин В.Н., Колбина М.С. Дерматоскопия в диагностике базальноклеточного рака кожи. Клиническая дерматология и венерология. 2011;9(3):61-65.
4. Высоцкая В.Н., Киреев А.А. Цитологическое исследование в диагностике базальноклеточной карциномы кожи. Лабораторная служба. 2023;12(4):12-17.
5. Омурзакова А. Т., Изранов В. А. Ультразвуковая анатомия кожи: обзор. Вестник Балтийского федерального университета им. И. Канта. 2019;4:85–95.
6. Ольга Карпова. Неинвазивные средства визуализации в диагностике и лечении рака кожи. Библиотека красоты, 2025.
7. Волынский М. А., Гуров И. П. Анализ изображений в оптической когерентной томографии: учеб.-метод. пособие. — СПб.: Университет ИТМО, 2014. — 32 с.
8. Петрова Г.А., Петрова К.С., Немирова С.В., Карпенко А.А. 3D-оптическая когерентная томография: возможности в диагностике новообразований кожи. Клиническая дерматология и венерология. 2019;18(6):715-727.
9. Yang L., Chen Y., Ling S., Wang J., Wang G., Zhang B., Zhao H., Zhao Q., Mao J. Research progress on the application of optical coherence tomography in the field of oncology // Frontiers in Oncology. — 2022. — Vol. 12. — Art. 953934. — DOI: 10.3389/fonc.2022.953934.

10. Wang H., Jenkins M. W., Rollins A. M. A combined multiple-SLED broadband light source at 1300 nm for high resolution optical coherence tomography // Optics Communications. — 2008. — Vol. 281, № 7. — P. 1896–1900.
11. Jansz P. [et al.]. Low coherence interferometry modelling using combined broadband Gaussian light sources // SPIE. — 2012. — P. 85–91.
12. Gorecki C., Bargiel S. MEMS Scanning Mirrors for Optical Coherence Tomography // Photonics. — 2020. — Vol. 8, № 6. — Art. 8010006 (25 p.).
13. Leahy M. [et al.]. Multiple reference optical coherence tomography (MR-OCT) system // SPIE. — 2013. — P. 59–66.
14. Wang L. [et al.]. Methods and applications of full-field optical coherence tomography: a review // Journal of Biomedical Optics. — 2022. — Vol. 27, № 5. — Art. 050901.
15. Surkov Yu. I., Serebryakova I. A., Kuzinova Ya. K., Konopatskova O. M., Safronov D. V., Kapralov S. V., Genina E. A., Tuchin V. V. Multimodal method for differentiating various clinical forms of basal cell carcinoma and benign neoplasms in vivo.
16. Шелухин О. И., Магомедова Д. И. Анализ методов измерения фрактальной размерности цветных и черно-белых изображений // Научные технологии в космических исследованиях Земли. — 2017. — Т. 9, № 6. — С. 6–16.
17. Alkova A. Фрактальная размерность: что это и как вычислить [Электронный ресурс] // HABR: [сайт]. — URL: <https://habr.com/ru/companies/skillfactory/articles/866014/> (дата обращения: 10.05.2025).
18. Афонский А. А., Дьяконов В. П. Цифровые анализаторы спектра, сигналов и логики. — М.: СОЛОН-Пресс, 2009. — 248 с.
19. Грузман И. С., Киричук В. С., Косых В. П., Перетягин Г. И., Спектор А. А. Цифровая обработка изображений в информационных системах: учеб. пособие. — Новосибирск: НГТУ, 2002. — 352 с.

- 20.Фраленко В. П. Методы текстурного анализа изображений, обработка данных дистанционного зондирования Земли // Программные системы: теория и приложения: электрон. науч. журн. — 2014. — Т. 5, № 4(22). — С. 19–39. — URL: http://psta.psisras.ru/read/psta2014_4_19-39.pdf.
- 21.Евтушенко В. А. Руководство по вейвлет-анализу. — 1994. — С. 1–4.
- 22.Лежнев Э. И., Попова И. И., Кузьмин С. В., Слащев С. М. Конфокальная лазерная сканирующая микроскопия: принципы, устройство, применение (часть 1) // Научное приборостроение. — 2001. — № 2. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/konfokalnaya-lazernaya-skaniruyuschaya-mikroskopiya-printsipy-ustroystvo-primenenie-chast-1> (дата обращения: 06.06.2025).



Крамер А. Р.