

## ИССЛЕДОВАНИЕ И ВЫБОР МЕТОДА ВЫДЕЛЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ СРОКОВ СОЗРЕВАНИЯ КЕРАТИНОЦИТОВ

Каира В.В.

Донецкий национальный технический университет, г. Донецк  
кафедра автоматизированных систем управления

E-mail: [kayira@yandex.ru](mailto:kayira@yandex.ru)

### Abstract

*Kayira V.V. Research and choice of image's feature extraction method at prognostication of keratinocytes' ripening terms. Fractal, spectral, wavelet and statistical approaches of reception image's features is considered. Their possible applicability in the computer system of keratinocytes' ripening terms prognostication is discussed. The classification results of different classes of keratinocytes image's signatures are analyzed. The spectral method of features extraction is offered to be used in computer system.*

**Введение.** В работе [1] была поставлена задача разработки компьютерной системы прогнозирования сроков созревания кератиноцитов - клеток кожи, выращиваемых в специализированных медицинских лабораториях для пересадки пациентам на пораженные ожогами или болезнями участки кожных покровов. Согласно [1] компьютерная система должна включать подсистему контроля качества выращиваемой культуры. Входом данной подсистемы являются снимки участков культурального матраса с клетками, выходом - процентное заполнение матраса жизнеспособными клетками. Показана возможность реализации такой подсистемы, используя спектральные признаки изображения. Правильный выбор наиболее информативных признаков изображения способен увеличить точность классификации снимков в подсистеме контроля качества выращиваемой культуры. Точность классификации в подсистеме контроля качества существенно влияет на точность прогноза компьютерной системы в целом, выход данной подсистемы совместно с датами съемки анализируемых цифровых фотоснимков является основным параметром определения сроков созревания культуры.

**Постановка задачи.** После съемки изображения матраса снимок поступает на вход подсистемы контроля качества выращиваемой культуры (рис. 1). В блоке предварительной обработки изображения предусматривается возможность фильтрации изображения для устранения случайных шумов. С выхода блока предварительной обработки изображение подается на блок выделения признаков изображения.

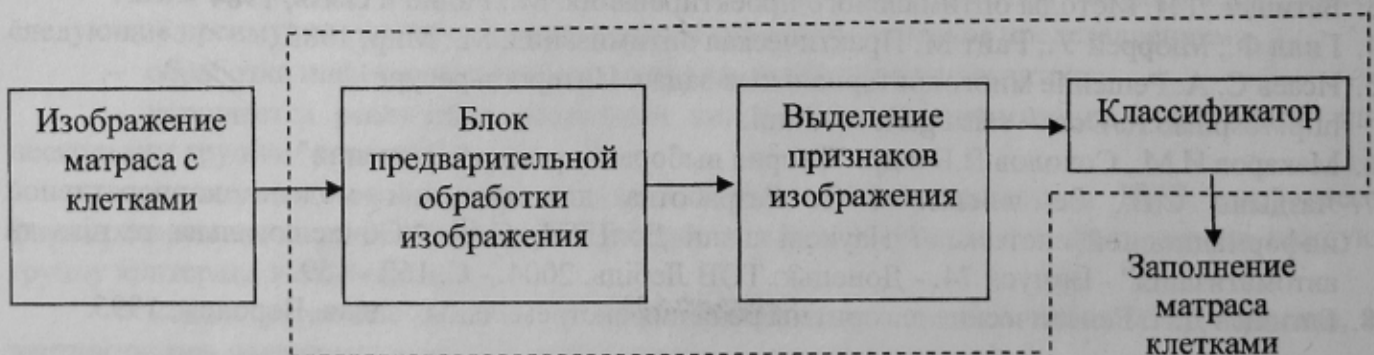


Рисунок. 1 - Структура подсистемы контроля качества выращиваемой культуры

В этом блоке необходимо выработать множество информативных признаков изображения, по которым с помощью классификатора возможно сформировать значение, соответствующее визуальному процентному заполнению снимка живыми клетками (рис.2).

Получение такого признака с помощью анализа гистограммы яркостей изображения либо контурного препарата изображения [2] не представляется возможным, т.к. яркость внутреннего заполнения клеток на изображении часто соответствует яркости фона и невозможно утверждать о принадлежности оконтуренного участка фону или клетке. С помощью детекторов границ изображения возможно получить контуры клеток, однако они неотличимы от ярких участков снимков (соответствующих изначально посеянным группам клеток, прикрепившимся к культуральному матрасу и начинающим делиться и расти, см. рис. 2). Поэтому основной задачей при реализации подсистемы контроля качества выращиваемой культуры является выбор математического метода формирования признака заполнения изображения живыми клетками и его классификации. Анализируемые снимки имеют увеличение  $\times 100$  и разрешение  $512 \times 512$  пикселей в 256 градациях серого.

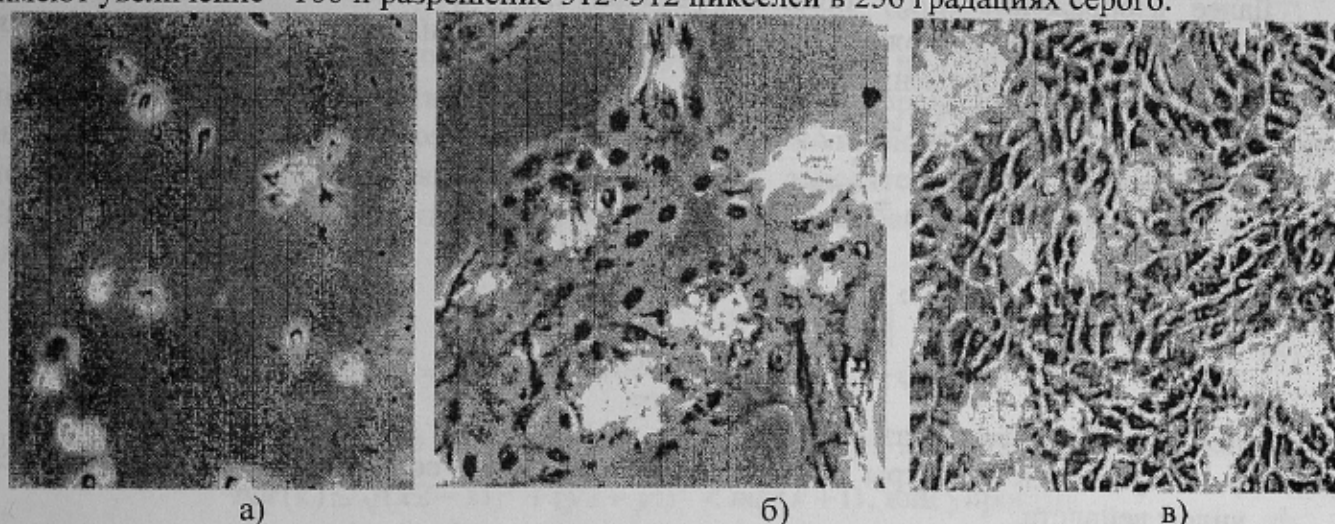


Рисунок. 2 – Образование монослоя клеток:

а) первые сутки после выделения, заполнение 5%; б) третьи сутки, заполнение 65%; в) шестые сутки, заполнение 100%

**Решение задачи.** Признаки изображения должны обладать инвариантностью к повороту и незначительным изменениям масштаба. В работе [3,4] предложен подход к классификации текстуры изображения, основанный на анализе коэффициентов вейвлет разложения. Для обеспечения инвариантности к повороту предварительно предлагается использовать логарифмически-полярное преобразование изображения (см. рис. 3). Алгоритм лог-полярного преобразования разделён на 2 основных этапа. На первом этапе радиус наибольшего круга внутри данного изображения используется как сканирующая линия выборки  $S$  раз от  $0^\circ$  до  $360^\circ$  для получения эквивалентной  $S \times [N/2]$  полярной формы. Так, полярная форма  $p(a,r)$  данного  $N \times N$  изображения  $I(x,y)$  может быть вычислена как:

$$p(a,r) = I\left(\frac{N}{2} + r \cdot \cos\left(\frac{2\pi a}{S}\right), \frac{N}{2} - r \cdot \sin\left(\frac{2\pi a}{S}\right)\right), \quad (1)$$

для  $a=0, \dots, S-1$ , и  $r=0, \dots, [N/2]-1$ .

На втором этапе логарифмическая функция прилагается ко всем значениям радиуса в полярной форме и их выходные величины квантуются в  $R$  состояний:

$$lp(i,j) = p\left(i, \left[\frac{\log_2(j+2)}{\log_2(R+2)}\right] \cdot \frac{N}{2}\right), \quad (2)$$

для  $i=0, \dots, S-1$ , и  $j=0, \dots, R-1$ .

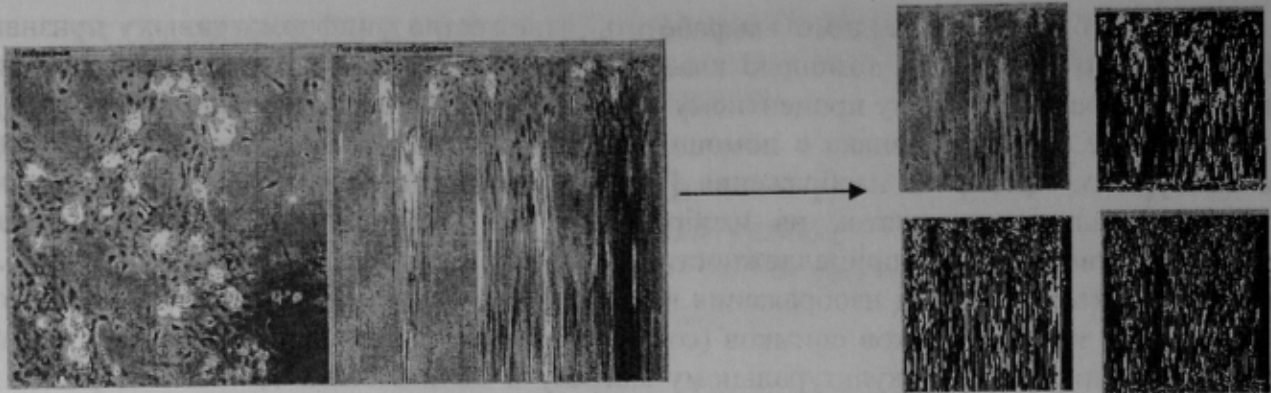


Рисунок. 3 – Изображение культурального матраца, лог-полярное изображение (слева) и его вейвлет декомпозиция первого уровня (справа)

Далее изображение  $lp(i,j)$  подлежит вейвлет декомпозиции и является входным изображением на уровне разложения  $q=0$ ,  $C_{0,(i,j)}^0=lp(i,j)$ . Тогда на каждом уровне разложения  $q+1$  получим четыре изображения:

$$\begin{aligned}
 C_{4k}^{q+1} &= \sum_m \sum_n h(m)h(n)C_{k,(m+2i,n+2j)}^q \\
 C_{4k+1}^{q+1} &= \sum_m \sum_n h(m)g(n)C_{k,(m+2i,n+2j)}^q \\
 C_{4k+2}^{q+1} &= \sum_m \sum_n g(m)h(n)C_{k,(m+2i,n+2j)}^q \\
 C_{4k+3}^{q+1} &= \sum_m \sum_n g(m)g(n)C_{k,(m+2i,n+2j)}^q,
 \end{aligned} \tag{3}$$

где  $k$  – номер изображения в разложении,  $g(n),h(n)$  – зеркальные фильтры высоких и низких частот соответственно, определяются видом вейвлета.

Для проведения эксперимента в работе был использован вейвлет Добеши 10-го порядка. После декомпозиции для отдельного уровня разложения каждого изображения вычислялась мера энергии:

$$e = \frac{1}{N^2} \sum_{k=1}^N |C_k|. \tag{4}$$

Признаком изображения принимался упорядоченный по убыванию вектор значений  $e_m$ ,  $m=1, \dots, 96$  – вейвлет сигнатура.

В литературе встречается метод классификации текстур и медицинских изображений с помощью фрактальной размерности [4]. Для вычисления фрактальной размерности необходимо положить, что наблюдаемое серое изображение  $I(x,y)$ ,  $x=0, \dots, N$ ,  $y=0, \dots, M$ , представляет собой фрактальную броуновскую поверхность;  $x$  и  $y$  – координаты пикселей изображения,  $N$  и  $M$  – размеры изображения. Тогда согласно закону дисперсии и стационарности [5], вытекающему из гауссовости приращений, должно выполняться отношение:

$$E(|I(x_2,y_2)-I(x_1,y_1)|) \propto \sqrt{(x_2-x_1)^2 + (y_2-y_1)^2}^H, \tag{5}$$

где  $E(|I(x_2,y_2)-I(x_1,y_1)|)$  – математическое ожидание изменения яркости,  $H$  – фрактальный параметр.

На практике реализация метода по определению параметра  $H$  требует составления трёх векторов: вектор масштабов  $SR$ , вектор количества пиксельных пар  $PN$  и помасштабный вектор разностей интенсивностей  $MSID$ .

Вектор  $SR$  состоит из всех возможных пиксельных расстояний  $\Delta r$  в блоке размером  $N \times M$ , причём он монотонно возрастает. Формально,  $SR = [dr(1), dr(2), \dots, dr(k), \dots, dr(n)]$ , где

$dr(1)=1$ , а  $dr(n) = \{ \text{максимально возможное расстояние между пикселями в блоке} \}$ ,  $dr(k) < dr(k+1)$ ,  $dr(k) = \Delta r_k$ . Значение  $dr(k)$  может быть дробным (т.е. не обязательно целое расстояние).

Вектор  $PN$  состоит из элементов, которые отражают количество всех возможных пиксельных пар для каждого пиксельного расстояния  $\Delta r_k$ . Формально,  $PN = [pn(1), pn(2), \dots, pn(n)]$ .

Вектор  $MSID$  состоит из средней абсолютной разности для каждого пиксельного расстояния  $dr(k)$ . Формально,  $MSID = [di(1), di(2), \dots, di(n)]$ , где

$$di(k) = \frac{\sum_{x1=0}^{M-1} \sum_{y1=0}^{M-1} \sum_{x2=0}^{M-1} \sum_{y2=0}^{M-1} |I(x2, y2) - I(x1, y1)|}{pn(k)}, \quad (6)$$

где  $x1, y1, x2, y2$  должны удовлетворять

$$\sqrt{(x2 - x1)^2 + (y2 - y1)^2} = \Delta r_k, \quad (7)$$

Далее получив график  $\log(di(k))$  от  $\log(dr(k))$  возможно получить размерность. Однако использование этого алгоритма без нормализации для изображения  $27 \times 27$  пикселей даст векторы из 314 элементов. Поэтому используются нормализованные вектора. Нормализация исходит от вектора расстояний  $SR$ , т.е. в него заносятся только целые расстояния  $SR = [1, 2, \dots, M]$ , тогда элементы нормализованного вектора  $MSID$  будут определяться следующим образом:

$$ndi(k) = \frac{\sum_{x1=0}^{M-1} \sum_{y1=0}^{M-1} \sum_{x2=0}^{M-1} \sum_{y2=0}^{M-1} |I(x2, y2) - I(x1, y1)|}{n pn(k)}, \quad (8)$$

где  $n$  – показывает, что вектор нормализованный, а  $x1, y1, x2, y2$  должны удовлетворять:

$$ndr(k) \leq \sqrt{(x2 - x1)^2 + (y2 - y1)^2} < ndr(k + 1), \text{ или упростив} \quad (9)$$

$$k \leq \sqrt{(x2 - x1)^2 + (y2 - y1)^2} < k + 1.$$

Нормированный вектор признаков фрактального Броуновского движения  $NFB$  будет выглядеть следующим образом, формально  $NFB = [f(1), f(2), \dots, f(n)]$ , а его элементы:

$$f(k) = \log(ndi(k)) - \log(ndi(1)), k = 1, 2, \dots, n. \quad (10)$$

Для реального изображения (см. рис. 4) строится зависимость  $(f(k), \log(k))$  выбирается  $\Delta r_{\max}$  и  $\Delta r_{\min}$ , которые соответствуют таким же значениям  $k$ , используется метод наименьших квадратов для аппроксимации графика прямой, коэффициент наклона которой  $H$ , тогда фрактальная размерность поверхности  $D_s = 3 - H$ .

Фрактальная размерность является одной из характеристик текстуры, вычисляемой по гистограмме пространственной разности яркостей. Другой часто используемый подход извлечения статистических характеристик текстуры базируется на вычислении матрицы совместной встречаемости (матрицы смежностей, GLCM) [2,6]. Статистики пространственной взаимозависимости значений яркости вычисляются по матрицам переходов значений яркости между точками. Матрица смежности уровней яркости представляет собой оценку плотности распределения вероятностей второго порядка, полученную по изображению в предположении, что плотность вероятности зависит лишь от расположения двух пикселей.

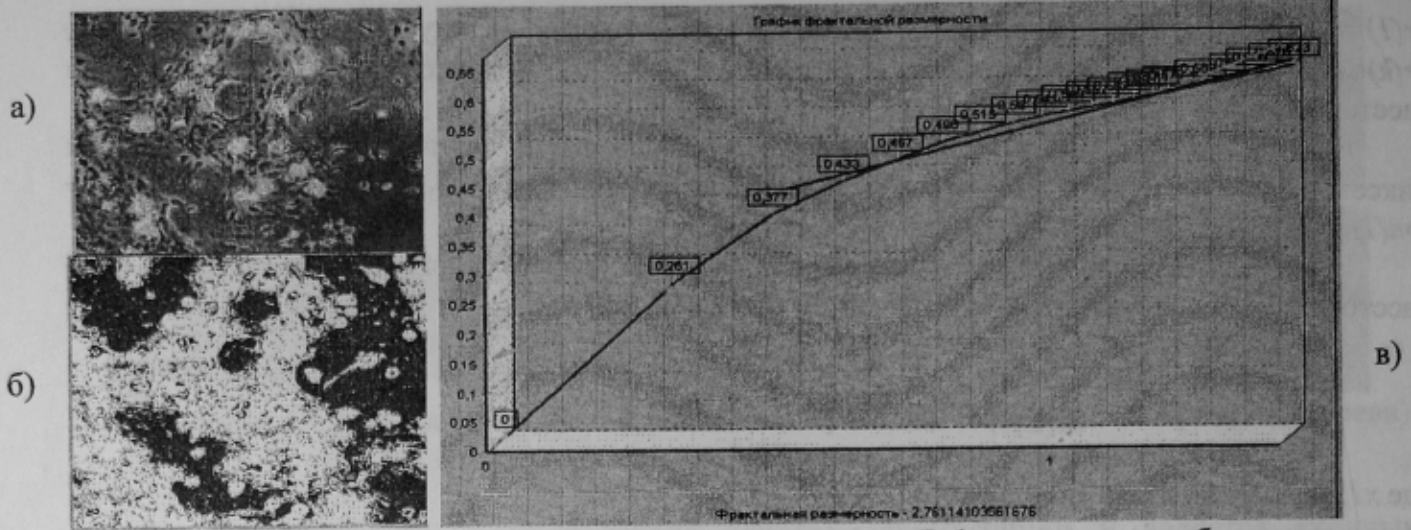


Рис. 4 – а) Изображение культурального матраца; б) фрактальное изображение, построенное определением фрактальной размерности с окном 9×9 пикселей; в) график определения фрактальной размерности для всего изображения

Обозначив эту матрицу  $S(i, j, d, \theta)$ , где  $i$  и  $j$  – яркости соседних точек на изображении, расположенных на расстоянии  $d$  друг от друга, при угловом направлении  $\theta$ . Поскольку вычисление такой матрицы может быть очень трудоемким, то обычно рассматривается изображение с небольшим числом уровней яркостей, усредненное значение матриц по различным направлениям  $\theta$  (для получения признаков, инвариантных к повороту) при постоянном значении  $d$ . Матрицы  $S(i, j)_{d=const, \bar{\theta}}$  содержат информацию характеризующую текстуру. По матрице совместной встречаемости вычисляется около двадцати различных признаков, в данной работе использована энергия:

$$En = \sum_{i,j} S_{i,j}^2 \tag{11}$$

В [1] предлагается сузить о заполнении изображения матраца изображениями клеток, анализируя двумерный спектр снимка [2]. Такой подход инвариантен к изменению средней яркости изображения. Для изображения  $I(x,y)$  размером  $N \times M$  спектр определяется как

$$F(w_x, w_y) = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{M-1} I(x,y) \cdot \exp\{-i \cdot (w_x x + w_y y)\}, \tag{12}$$

где  $I(x,y)$  – изображение,  $x$  и  $y$  – координаты пикселей изображения,

$F(w_x, w_y)$  – спектр изображения,

$$w_x = \frac{2\pi}{N} n_x \text{ и } w_y = \frac{2\pi}{M} n_y, n_x = 0, \dots, N-1, n_y = 0, \dots, M-1,$$

$N, M$  – линейные размеры изображения.

При разложении функции  $I$  в ряд Фурье предполагается, что функция периодическая. Однако на границах периодов, т.е. по краям изображения, такая функция наверняка будет иметь разрывы. Разрывы в функции сильно отражаются на ее спектре, искажая его. Для устранения этого эффекта применяются так называемые взвешивающие окна. Одним из самых распространенных является окно Хэмминга:

$$W(k) = 0.54 + 0.46 \cdot \cos(k/K \cdot 2\pi), \tag{13}$$

где  $K$  – количество пикселей в строке (столбце),  $k = -K/2, \dots, K/2-1$ .

Применение взвешивающего окна заключается в умножении значений яркости пикселей каждой строки и каждого столбца изображения на соответствующее значение взвешивающего окна.

На практике при анализе комплексной функции  $F(w_x, w_y)$  целесообразно принимать во внимание модуль её значения:

$$M(w_x, w_y) = |F(w_x, w_y)|. \tag{14}$$

Функция модуля спектра инвариантна к сдвигу [4], для обеспечения инвариантности к вращению применяется радиальная функция признаков:

$$N(\rho) = \int_0^{2\pi} M(\rho, \theta) d\theta, \tag{15}$$

где  $\theta = \arctg(w_y/w_x)$  и  $\rho^2 = w_x^2 + w_y^2$ .

**Результаты.** С целью проверки возможностей предложенных подходов анализа изображения матраса по классификации процентного заполнения клетками были реализованы программы в среде программирования Borland C++ Builder 6. Для классификации радиальных функций признаков и вейвлет сигнатур использовался простой и достаточно точный метод классификации – классификатор на основе Евклидовых расстояний [7]. Суть классификатора заключается в том, что тестируемый набор значений, вектор из  $n$  значений, представляется точкой в  $n$ -мерном Евклидовом пространстве. Для каждого из определённых классов в этом пространстве задаётся точка, являющаяся эталонной. Значение классификации на основе Евклидовых расстояний показывает меру различия между классифицируемым набором данных и эталонным:

$$d_e = \sum_{i=1}^{n_s} (x_{t_i} - V_i)^2, \tag{16}$$

где  $V$  – вектор средних значений соответствующих координат точек эталонного класса,  
 $x_t$  – вектор, подлежащий классификации,  
 $n_s$  – количество элементов в векторах.

Экспертами было определено 3 класса изображений культурального матраса (рис.2):

- 1) изображения матраса, с низким уровнем заполнения клетками;
- 2) изображения матраса, с средним уровнем заполнения клетками;
- 3) изображения матраса, с полным заполнением клетками.

Размер снимков в экспериментах составлял 512×512 пикселей. Для формирования эталонных точек классов были выбраны десять эталонных снимков каждого из классов. Статистическая обработка результатов работы методов была выполнена в программе MS Excel 2003. Для каждого из снимков были получены следующие характеристики: фрактальная размерность, энергия текстуры, радиальная функция признаков Фурье, 96-значный вектор признаков вейвлет разложения. При выбранном уровне значимости  $\alpha=0,001$  для каждого из классов были сформированы доверительные интервалы, полученные диапазоны значений приведены в табл. 1.

Таблица 1. Доверительные интервалы различных признаков изображений

	1 класс	2 класс	3 класс
Энергия	0,136± 0,025	0,074±0,02	0,021±0,007
Фрактальная размерность	2,61±0,04	2,69±0,04	2,83±0,04
Радиальный Фурье признак (Евклидово расстояние до 1 класса)	7538±2876	28537±18410	81520±34134
Вейвлет сигнатура (Евклидово расстояние до 1 класса)	73,18±29,42	172,15±61,31	206,14±77,45

Из табл.1 видно, что для Евклидова расстояния вейвлет сигнатур невозможно сформировать доверительные интервалы для второго и третьего эталонных классов, различия между ними не значимы даже при уровне значимости  $\alpha=0,05$ . Согласно [7], при использовании классификатора на основе Евклидовых расстояний целесообразно использовать следующий алгоритм классификации без построения доверительных интервалов:

1. Сформировать точки, соответствующие эталонным классам.
2. Проверить Евклидово расстояние тестируемой точки до каждой из точек, представляющей эталонный класс.
3. Отнести тестируемую точку к классу, Евклидово расстояние до эталонной которого минимально.

Была выполнена классификация 30 снимков, по 10 снимков в каждом из классов. Результаты классификации, использующей фрактальную размерность и энергию текстуры, представлены на рис. 5.

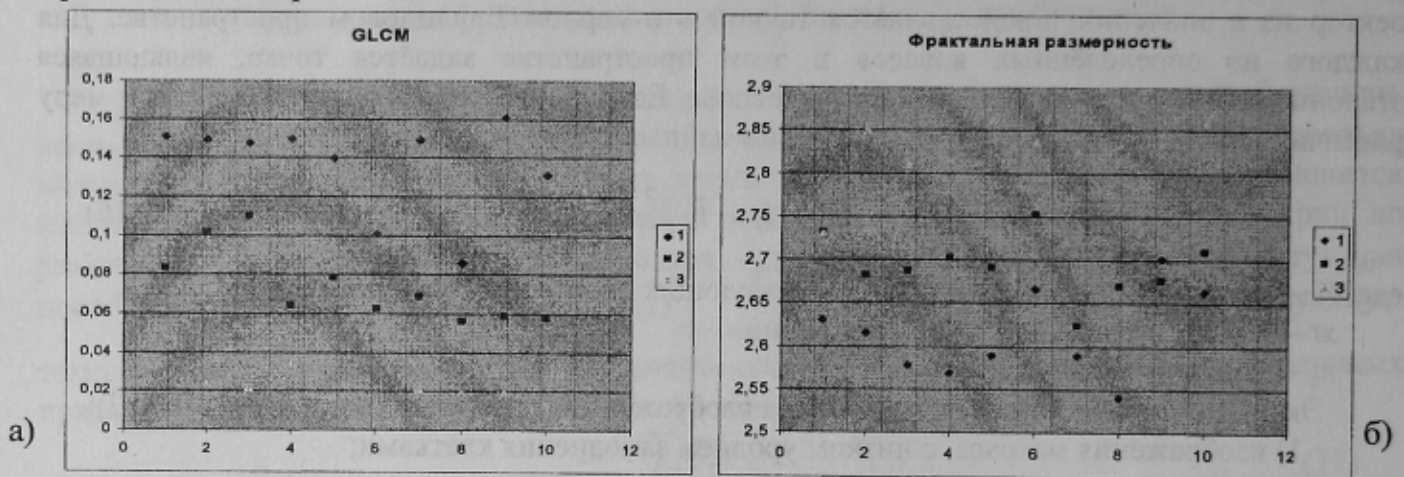


Рисунок. 5 – а) Полученные значения фрактальной размерности для снимков трёх различных классов; б) Полученные значения энергии текстуры, рассчитанной по матрице смежностей, для снимков трёх различных классов

При использовании фрактальной размерности точность классификации снимков составила 80%; при использовании энергии текстуры в качестве информативного признака точность классификации составила 77%.

На рис. 6 представлены результаты классификации снимков с использованием радиальных признаков Фурье и вейвлет сигнатур.

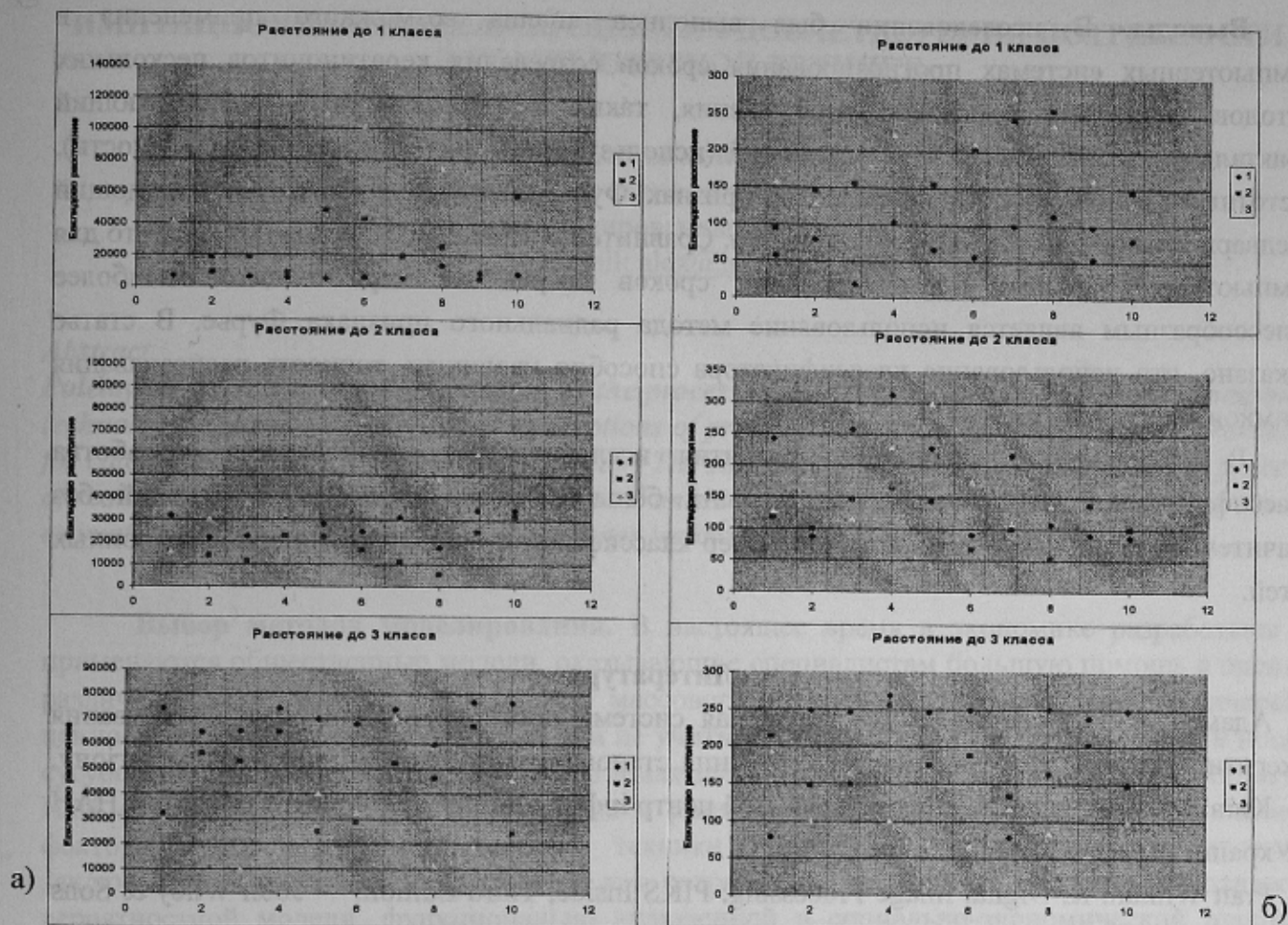


Рисунок. 6 – а) Полученные значения Евклидова расстояния радиальных признаков Фурье для снимков трёх различных классов; б) Полученные значения Евклидова расстояния вейвлет сигнатур для снимков трёх различных классов

При использовании радиальных признаков Фурье и построении доверительных интервалов для евклидова расстояния до 1 эталонного класса получена точность 83%; точность метода вейвлет сигнатур – 56%, т.к. различия значений Евклидова расстояния второго и третьего классов незначимы в таких условиях. Однако при использовании алгоритма, описанного выше, для классификации с помощью Евклидовых расстояний были получены следующие результаты: для радиальных признаков Фурье – 90%, для вейвлет сигнатур – 80%. Обобщенные результаты точности классификации снимков кератиноцитов с использованием предложенных методов выделения признаков изображений приведены в табл. 2.

Таблица 2. Показатели точности классификации для различных методов

	Точность при построении доверительных интервалов с $\alpha=0,001$	Точность при использовании классификатора на основе Евклидовых расстояний
Энергия	77%	-
Фрактальная размерность	80%	-
Радиальный Фурье признак	83%	90%
Вейвлет сигнатура	56%	80%



**Выводы.** В исследовании был выполнен анализ возможного применения в компьютерных системах прогнозирования сроков созревания кератиноцитов нескольких методов выделения признаков изображения, таких как фрактальный (использующий фрактальную размерность), статистический (использующий признаки матрицы смежности), частотный (использующий радиальный признак Фурье-спектра), вейвлет (использующий предварительное полярное преобразование). Сравнительный анализ методов показал, что для компьютерных систем прогнозирования сроков созревания кератиноцитов наиболее целесообразным является использование метода радиального признака Фурье. В статье показано, что использование классификатора способно увеличить точность распознавания снимков кератиноцитов.

В направлении дальнейшего развития исследования предполагается разработка классификатора, что позволит использовать большее число классов изображений без значительного снижения точности, например классификатор на основе аппарата нейронных сетей.

### Литература

1. Адамов В.Г., Каира В.В. Компьютерная система прогнозирования сроков созревания кератиноцитов // Моделювання та керування станом еколого-економічних систем регіону. – Київ: Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем НАН України та МОН України, 3 вип., 2006.
2. Pratt William K. Digital Image Processing: PIKS Inside, Third Edition. — John Wiley & Sons Inc., 2001, 735 p.
3. Chi-Man Pun, Moon-Chuen Lee. Log-polar wavelet energy signatures for rotation and scale invariant texture classification // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol.25, no.5, May 2003, pp. 590-603.
4. Меркулова Е.В. Создание модели процесса определения жизнеспособности культивируемых фибробластов для автоматизированной системы // Вестник Херсонского государственного технического университета. - Херсон: ХГТУ, 2004. - № 1(19).
5. Кроновер Р. М. Фракталы и хаос в динамических системах. Основы теории. Москва: Постмаркет, 2000, — 352 с.
6. Павлидис Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображения. Перевод с английского: - М., “Радио и связь” 1986 г., 400 с.
7. Bow Sing-Tze. Pattern Recognition and Image Preprocessing, Second Edition, Revised and Expanded. — Marcel Dekker Inc., New York-Basel. 2002, 698p.

Метод	Точность при распознавании	Точность при распознавании	Точность при распознавании
Фрактальный	77%	77%	77%
Статистический	80%	80%	80%
Частотный	83%	83%	83%
Вейвлет	86%	86%	86%