

12-28-2019

Optimization Of Image Processing Using Characteristics And Peculiarities Of Pollen Grains

I.I. Jumanov

Samarkand State University, Address: University blv. 15, 140104, Samarkand city, Samarkand region, Uzbekistan, Phone: (+99866)2293558;, olimjondi@mail.ru

O.I. Djumanov

Samarkand State University, Address: University blv. 15, 140104, Samarkand city, Samarkand region, Uzbekistan, Phone: +998915326574

R.A. Safarov

Samarkand State University, Address: University blv. 15, 140104, Samarkand city, Samarkand region, Uzbekistan, Phone: +998939908527., rustam-mix@mail.ru

Follow this and additional works at: <https://uzjournals.edu.uz/ijctcm>

 Part of the [Engineering Commons](#)

Recommended Citation

Jumanov, I.I.; Djumanov, O.I.; and Safarov, R.A. (2019) "Optimization Of Image Processing Using Characteristics And Peculiarities Of Pollen Grains," *Chemical Technology, Control and Management*: Vol. 2019 : Iss. 5 , Article 9.

Available at: <https://uzjournals.edu.uz/ijctcm/vol2019/iss5/9>

This Article is brought to you for free and open access by 2030 Uzbekistan Research Online. It has been accepted for inclusion in Chemical Technology, Control and Management by an authorized editor of 2030 Uzbekistan Research Online. For more information, please contact sh.erkinov@edu.uz.

Optimization Of Image Processing Using Characteristics And Peculiarities Of Pollen Grains

Cover Page Footnote

Tashkent State Technical University, SSC «UZSTROYMATERIALY», SSC «UZKIMYOSANOAT», JV «SOVPLASTITAL», Agency on Intellectual Property of the Republic of Uzbekistan

Erratum

?????



UDC 519.681.5

OPTIMIZATION OF IMAGE PROCESSING USING CHARACTERISTICS AND PECULIARITIES OF POLLEN GRAINS
I.I.Jumanov¹, O.I.Djumanov², R.A.Safarov³
^{1,2,3}Samarkand State University

Address: University bly. 15, 140104, Samarkand city, Samarkand region, Uzbekistan

¹E-mail: olimjondi@mail.ru, Phone: (+99866)2293558;²E-mail: olimjondi@mail.ru, Phone: +998915326574;³E-mail: rustam-mix@mail.ru, Phone: +998939908527.

Abstract: The problem is formulated and methods for processing images, in particular pollen grains, based on the mechanisms for extracting statistical, dynamic, texture and specific characteristics, as well as geometric features of micro-objects, are developed. Methods are proposed for assessing the accuracy of processing information on the characteristics of points, point and non-linear verification of the contour of the input and reference images, highlighting, segmenting, contrasting, interpolating. The mechanisms of extracting frequency, cytoplasm, reticules, spores, textures, morphology, and geometric features of pollen grain images are studied. A set of programs for processing microobject images in C++ language in the CUDA parallel computing environment has been implemented, including functional modules for reducing zero points of the contour, reducing raster dimensions, scaling, threshold and dynamic level control, adjusting color and brightness picture parameters, initial value, centroid, segment boundaries, orthogonal biquadratic identification polynomial.

Keywords: image processing methods, accuracy, laboriousness, information processing cost, computer complex view of microobjects.

Аннотация: Статистик, динамик, текстуралар, хусусий таснифлар ҳамда микрообъектларнинг геометрик хусусиятларини ажратувчи механизмлар асосида чанг зарралари тасвирга ишлов бериш муоммоси талқин қилинган ва усуллари ишлаб чиқилган. Нуқталар таснифи, кирувчи ва эталонли тасвирлар контурлари ўзаро мослигини, нуқтали ва ночизиқли назорат қилиши, ажратиши, сегментлаши, контрастлаши, интерполяциялаши механизмлари бўйича ахборотга ишлов бериш аниқлигини баҳоловчи усуллар таклиф этилган. Чанг зарраси сигнал частотаси, тасвирлари цитоплазмаси, ретикуласи, спораси, текстураси, морфологияси, геометрик хусусиятларини ажратувчи механизмлар тадқиқ этилган. Контур “нол” нуқталарни редукцияловчи, растрлари ўлчамини кичрайтирувчи, масштабловчи, динамик контури нуқталарини бўсага ва босқич бўйича назорат қилувчи, рангли – ёрқин расмлар, ҳамда сегментлар бошланғич қиймати, маркази, чегараларини, ортогонал биквадратик идентификациялаш полиноми параметрларини мувофиқлаштирувчи функционал модулларга эга, микрообъект тасвирларига ишлов берувчи дастурий мажмуа “CUDA” параллел ҳисоблаш муҳитида C++ тилида жорийлаштирилган.

Таянч сўзлар: тасвирларга ишлов бериш усуллари, аниқлик, меҳнат сизими, ахборотларга ишлов бериш таннархи, микрообъектларни кўрувчи компьютерли мажмуа.

Аннотация: Сформулирована проблема и разработаны методы обработки изображений, в частности, пыльцевых зерен, основанных на механизмах извлечения статистических, динамических, текстурных и специфических характеристик, а также геометрических особенностей микрообъектов. Предложены методы оценки точности обработки информации по характеристикам точек, точечной и нелинейной проверки соответствия контура вводимого и эталонного изображений, выделения, сегментирования, контрастирования, интерполирования. Исследованы механизмы извлечения частоты, цитоплазмы, ретикулы, споры, текстуры, морфологии, геометрических особенностей изображений пыльцевых зерен. Реализован комплекс программ обработки изображений микрообъектов на языке C++ в среде параллельных вычислений «CUDA», включающей функциональные модули редукции нулевых точек контура, уменьшения размерности растров, масштабирования, порогового и динамического уровневого контроля, регулирования параметров цвето-яркостной картины,

начального значения, центроида, границ сегментов, ортогонального биквадратического полинома идентификации.

Ключевые слова: методы обработки изображений, точность, трудоемкость, стоимость обработки информации, компьютерный комплекс зрения микрообъектов.

Введение

Интеллектуальные методы компьютерного зрения систем мониторинга медицинских, экологических, биологических процессов, анализа измерительной информации производственно – технологических комплексов ориентированы в основном на использование аппаратных и программных средств ввода, сканирования, поиска, распознавания, классификации, предварительной обработки изображений микрообъектов – такие, как пыльцевые зерна, отпечатки пальцев, одноклеточные организмы, снимки полезных минералов и др. [1-3].

Актуальность данного направления исследования заключается в том, что эти микрообъекты отличаются друг от друга внешней структурой, а при обработке изображений требуется быстро и точно определять их разновидности, принадлежности к какому-либо классу на основе использования геометрических форм и других специфических характеристик.

Обеспечение большой оперативности учета, распознавания, классификации микрообъектов позволяют освобождать специалистов от рутинной и утомительной работы, связанной с распознаванием, пересчетом, классификацией огромного количество изображений пыльцевых зерен, а также сравнением с данными энциклопедии большого размера [4].

В существующих публикациях отмечается, что используемые стандарты недостаточны для принятия их за основу данного направления исследования.

Следовательно, проведение исследований и практических разработок с целью создания комплекса компьютерного зрения микрообъектов для визуализации, распознавания и классификации, систематизации изображений пыльцевых зерен представляет большой теоретический и практический интерес.

Основная часть

Конструктивные подходы и принципы обработки изображений микрообъектов.

Предложены подходы, которые, в первую очередь, направлены на решении задач обработки изображений пыльцевых зерен со следующими механизмами оптимизации:

- выделение специфических характеристик объектов, ведение механизмов предварительной обработки частотного параметра, цитоплазмы, ретикулы, споры, экзины и др.;
- выделение, интерполирование, контрастирование, сегментирование контуров объектов, построение механизмов извлечения статистических, динамических, текстурных характеристик, морфологии и других геометрических особенностей растровых изображений;
- редукция избыточных точек контура (нулевых точек), уменьшение размерности растров, масштабирование, реализация правил порогового и динамического уровневого контроля;
- распознавание, классификация и систематизация изображений в базах данных (БД) и регистрация особенностей и знаний в базах знаний (БЗ);
- регулирование точек параметров цвето-яркостной картины, начальных значений, центроидов, границ сегментов и оптимизация.

Качества обработки информации определяется по критерию минимальной среднеквадратической погрешности, механизмом проверки соответствия вводимого и эталонного изображений микрообъектов [5].

Разработан подход, направленный на совершенствование предварительной обработки изображений на основе механизмов представления их в виде адаптируемых непересекающихся окон. Предложена методика использования оконной дисперсии цвето-яркостной картины изображения

$$\Delta D = \frac{1}{I \cdot J} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (D_{i,j} - D'_{i,j})^2, \quad i \in \overline{1, I}, \quad j \in \overline{1, J}, \quad (1)$$

где $D_{i,j}$ - дисперсия с координатами точек (i, j) внутреннего окна вводимого изображения; $D'_{i,j}$ - дисперсия с координатами точек (i, j) внутреннего окна эталонного изображения; I - количество окон, зафиксированных по вертикали контура; J - количество окон, зафиксированных по горизонтали контура.

Робастность контуров вводимого Is и эталонного изображений Id проверяется на основе сравнения их окон. Соответствие же контуров оценивается по функции

$$F(Is, Id) = \frac{1}{1000 \cdot M \cdot N} \sqrt{C} \sum_{i=1}^C \frac{\theta_i^2}{\sqrt{S_i}}, \quad (2)$$

где M, N - размерности окон контуров вводимого и эталонного изображений, которые задаются в пикселях; C - количества сегментов контура изображения; S_i - площадь i -го сегмента контура изображения; θ_i^2 - среднеквадратическая погрешность, которая определяется как сумма евклидовых расстояний между пикселями сегмента i -й подобласти контуров вводимого и эталонного изображений.

Функции качества обработки изображений интерпретируется векторами расстояний

$$F(Is, Id) = \max \{d(s, Id), d(d, Is) | s \in Is, d \in Id\}, \quad (3)$$

где $d(s, Id) = \sup_{s \in Is} \inf_{d \in Id} |s, d|$ - самое удалённое расстояние от Id точки $s \in Is$; $d(d, Is) = \sup_{d \in Id} \inf_{s \in Is} |s, d|$ - самое удалённое расстояние от Is точки $d \in Id$.

Для оптимизации функции качества обработки изображений исследованы условия применения трех параметрических метрик в виде комбинированной оценки, как

$$F(Is, Id) = \left[\frac{1}{M \cdot N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (R_{x,y} - R'_{x,y})^2 + (G_{x,y} - G'_{x,y})^2 + (B_{x,y} - B'_{x,y})^2 \right]^2, \quad (4)$$

где $R_{x,y}, G_{x,y}, B_{x,y}$ - вектора координат точек (x, y) в цвето - яркостном пространстве вводимого изображения Is ; $R'_{x,y}, G'_{x,y}, B'_{x,y}$ - вектора координат точек (x, y) в цвето - яркостном пространстве эталонного изображения Id .

Возможности метода обработки изображений расширяются путем включения в его структуру следующих механизмов вычисления:

- границ сегментов, которые достигаются за счет сегментации и кластеризации контура по каждой компонентной характеристике изображения;
- неравномерной сегментации, кластеризации сегментов в соответствии с установленными границами кластеров;
- частот гистограмм изображений, формирования массива статистических характеристик, сортировки массива частот по возрастанию с отбрасыванием нулевых точек контура;
- извлечения морфометрических характеристик, поиска максимума расстояния по разности частот гистограмм;
- масштабирования контура по механизмам порогового и динамического уровневого контроля точек контура;
- выбора начальных значений, центроида, границ, площади сегментов;
- проверки адекватности контуров вводимого и эталонного изображений.

Метод проверки точечного соответствия контуров вводимого и эталонного изображений. Предложен подход, направленный на применение типичных инструментов поиска, распознавания, классификации и кластеризации путем реализации механизмов

представления текстурных характеристик, геометрических особенностей, идентификации контуров, компонентных специфических характеристик изображений.

Для решения задачи вводится пары булевых точек контура

$$(d_j, c_j) \in D \times C,$$

где $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ - множество точек контура вводимого изображения; $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ - множество точек контура эталонного изображения.

Индикатор проверки соответствия контуров вводимого и эталонного изображений запишется в виде

$$D \times C \rightarrow \{T, F\},$$

где T - «1», «соответствует»; F - «0», «не соответствует».

Эффективность метода оценивается по R_{kl} - коэффициенту соответствия k -й точки i -го вводимого контура l -й точки эталонного контура, которые определяются в виде

$$R_{kl} = \frac{n_{kl}}{\sum_{i=1}^m n_{kl}},$$

где $n_{kl} = \sum_{j=1}^{M_j} N_{jkl}$; N_{jkl} - числа вхождений k -й точки контура вводимого изображения; M_j - числа соответствий j -й точке контура эталонного изображения; $l = 1, 2, \dots, m$; $k = 1, 2, \dots, q$.

Индикатор проверки соответствия точек контуров представляется функцией вида

$$F = \gamma_j \rightarrow [0..1],$$

где $\gamma_j = \left(1 - \frac{\alpha_i x_i}{\sum_{i=1}^n \beta_i x_i}\right)$ - коэффициент несоответствия, который задается с весовыми значениями

точек $\alpha_i x_i$ контура вводимого и $\beta_i x_i$ контура эталонного изображений.

На рис.1 а) проиллюстрированы графики функции F , точки по которой получены в зависимости от изменения объема информации N и условий: 1 - без применения механизмов сегментации, кластеризации и редукции; 2 - применения механизмов сегментации, кластеризации и редукции; 3 - применения совмещенных механизмов.

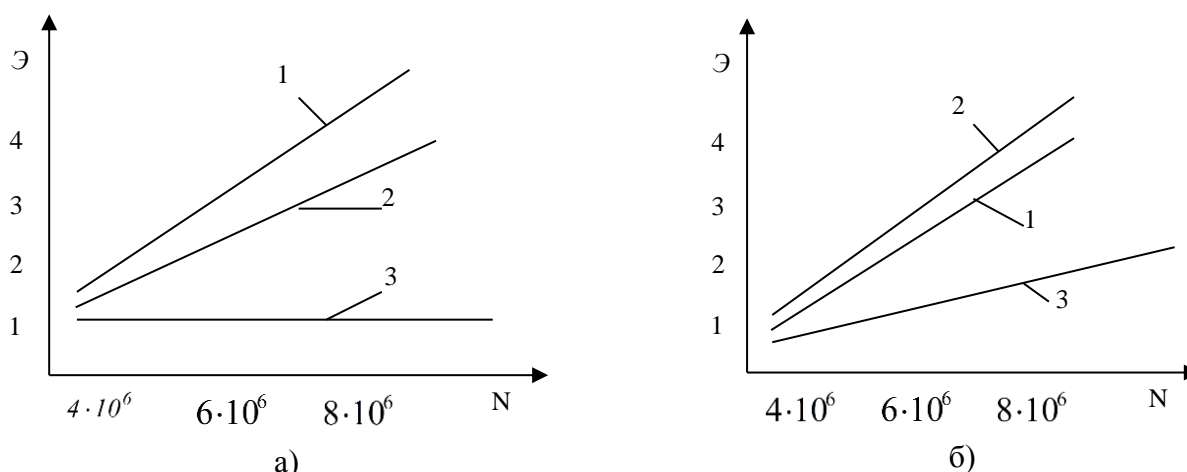


Рис.1. Иллюстрации эффективности метода обработки информации.

На рис.1 б) показаны графики эффективности метода при механизмах 1, 2, 3, полученных в зависимости от объема информации N .

Эффективность метода исследована с применением механизмов 1 - традиционного поиска, распознавания и кластеризации, 2 - эвристического поиска, распознавания и кластеризации, 3 - стохастического поиска, распознавания и кластеризации. Эффективность поиска определяется в виде функции

$$\Theta = \sum_{i=1}^k \frac{Q_i N_i}{t_i},$$

где Q_i - числа операций, выполняемых при поиске и обработке информации объема N_i за t_i шаг итерации алгоритма.

Установлено, что временные и стоимостные затраты при механизме 3 уменьшается в два раза, механизма 2 в 20 раз, а при механизме 1 – до 30 раз.

Метод проверки соответствия контуров вводимого и эталонного изображений путем нелинейного сравнения. В механизме точечного сравнения контуров изображений вводимого и эталонного объектов вычисляется значение яркости пикселя в опорной точке P контура. Однако, использование его в случае, когда изображение представляется окаймленным контуром, тогда диагональные точки Q_{11} , Q_{12} , Q_{21} , Q_{22} не являются опорными. Для совершенствования обработки изображений предложено применение механизма проверки соответствия контуров вводимого и эталонного изображений микрообъектов на основе билинейной интерполяции.

Механизм основан на использовании принципа «четырёх соседей», который направлен на определение координаты пикселя на границе контура и опорных точек в виде:

- 1 – ближайший верхний контурный пиксель (по оси X);
- 2 – ближайший правый контурный пиксель (по оси Y);
- 3 – ближайший нижний контурный пиксель (по оси X);
- 4 – ближайший левый контурный пиксель (по оси Y).

Метод совершенствуется путем применения модифицированной билинейной интерполяции с двунаправленным взвешиванием опорных точек, в котором учитывается близость расположения данного пикселя к тому или иному контуру, а весовые коэффициенты точек корректируются так, чтобы пиксель, находящийся ближе к интерполируемой имело большее весовое значение, чем другие. Чем ближе пиксель к интерполируемой точке контура, тем сильнее весовой коэффициент опорной точки.

Для модификации билинейной интерполяции яркости пикселей на контуре изображения предложен подход, направленный на связывание дополнительно вводимых точек со значимыми весовыми коэффициентами по осям направлений 2-4 и 1-3. Механизм проверки соответствия контуров вводимого и эталонного изображений по яркости пикселей на основе билинейной интерполяции требует учета следующих важных моментов задачи:

- чем больше положительная ошибка в конкретном пикселе изображения, тем ближе будет цвет пикселя изображения белой;
- чем больше отрицательная ошибка в конкретном пикселе изображения, тем ближе будет цвет пикселя изображения черной.

Причем, серый цвет пикселей, соответствует малому значению ошибки.

Метод проверки соответствия контуров вводимого и эталонного изображений на основе операторов преобразования. Для представления вводимого контура изображения в динамике задаются следующие операторы преобразования:

$$\begin{aligned} X_{hs} &= \cos(H) \cdot S; & X_{m_{hs}} &= \cos(H) \cdot r \cdot S; \\ Y_{hs} &= -\sin(H) \cdot S; & Y_{m_{hs}} &= -\sin(H) \cdot r \cdot S; \\ Z_v &= V; & Z_{m_v} &= V \cdot r, \end{aligned} \quad (5)$$

где X_{hs} , Y_{hs} , Z_v - векторы точек контура изображений в новом пространстве $X_{m_{hs}}$, $Y_{m_{hs}}$, Z_{m_v} ; H, S, V - вектора точек контура изображений в исходном пространстве X_{hs} , Y_{hs} , Z_v ; r - коэффициент разброса координат точек цвето-яркостной картины.

Разброс точек цвето-яркостной картины оценивается по статистическим параметрам – математическому ожиданию, среднеквадратическому отклонению, диапазону пикселей q контура изображения, которые отражаются красным - $[Mr; \sigma r]$, зелёным - $[Mg; \sigma g]$, синим - $[Mb; \sigma b]$ цветами.

Характеристики точек цвето-яркостной картины изображения задаются следующими соотношениями, для красного, как $R'_{x,y} = \frac{R_{x,y} - \min_r}{\max_r - \min_r}$; зеленого, как $G'_{x,y} = \frac{G_{x,y} - \min_g}{\max_g - \min_g}$; синего,

$$\text{как } B'_{x,y} = \frac{B_{x,y} - \min_b}{\max_b - \min_b}.$$

Оптимальные значения точек изображения с координатами (x, y) определяются, для красного $R'_{x,y}$, как $\min_r = Mr - q\sigma r$, $\max_r = Mr + q\sigma r$; зеленого $G'_{x,y}$, как $\min_g = Mg - q\sigma g$, $\max_g = Mg + q\sigma g$; синего $B'_{x,y}$, как $\min_b = Mb - q\sigma b$, $\max_b = Mb + q\sigma b$.

Установлено, что введенные операторы преобразований способствуют уменьшению дисперсии точек цвето-яркостной картины контура на порядок в новом пространстве растровых изображений, по сравнению с дисперсией их в исходном пространстве. При этом, увеличиваются расстояния между кластерами, уменьшается количество не правильно редуцированных точек контуров.

Когда низкокачественные изображения обрабатываются с такими дефектами как, смещение, доминирование одного цвета, тогда метод по своей эффективности намного превосходит существующие свои аналоги.

Проведен сравнительный анализ эффективности методов при использовании типичных инструментов комбинаторного, эвристического поиска с отжигом и запретом, а также поиска со стохастическим моделированием. На рис.2 показаны графики эффективности метода при включенных в его структуру механизмов 1, 2 и 3.

Когда контур изображения отражается сегментами и поиск нужных точек производится по комбинаторному подходу, тогда итеративность механизма возрастает с $2^{15} - 1$ вариантами перебора.

Метод при механизме точечной проверки соответствия контуров вводимого и эталонного изображений точность обработки изображений повышается до 8 раз, итеративность снижается в 5 раз, а стоимости обработки информации в 3 раза.

Метод при механизме проверки соответствия контуров вводимого и эталонного изображений на основе нелинейного сравнения способствует повышению скорости обработки информации до 11 раз, уменьшению размерности пространства изображений до 100 раз и становится в 2,5 раза эффективнее, чем традиционная технология.

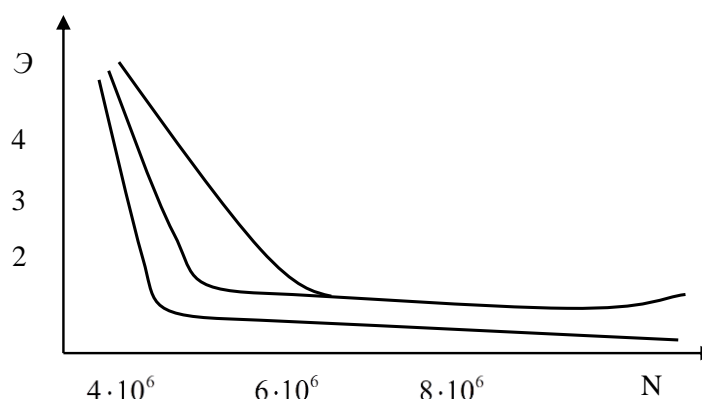


Рис. 2. Эффективность метода.

Анализ результатов реализации. Разработан и реализован программный комплекс (ПК), который позволяет провести визуальное отображение цвето-яркостных картинок микрообъектов. В составе ПК реализованы функциональные модули - получения специфических, статистических, динамических, морфологических, текстурных характеристик компонентных объектов изображений; формирования БД и БЗ; выделения, сегментирования контура изображений; редукции нулевых точек, выбора и синтеза типичных инструментов поиска, распознавания, классификации, систематизации объектов. После запуска ПК появляется главное окно.

С помощью меню «Файл» можно открыть изображение, которое уже находится в базе данных. Интерфейс ПК иллюстрирует вид окна после обращения к команде **Файл – Открыть изображение** при активной вкладке **Распознавание**. Вместе с тем, можно открыть изображение из любого существующего на компьютере файла. После нажатия мышью на кнопку **Добавить шум** получаем зашумленное изображение, имитирующее картинку пыльцы при наличии мусора (помех), которое необходимо отфильтровать, а затем представить распознаванию. Для этого запускаем команду **Распознать изображение**. В левой части окна интерфейса под текстом **Изображение** визуализирует рисунок пыльцы, название которого выделено в графе **Представление**. Активировав кнопку интерфейса **Обучение** в диалоговом окне можно добавить новый микрообъект в базу данных. С помощью кнопки **Размер файла** можно установить размер файла изображения пыльцы, название которой выделено в графе **Представление**. Выход из ПК осуществляется командой **Файл-Выход** из раскрывающегося меню **Файл** при любой активной вкладке **Распознавание** или **База данных**. Для тестирования ПК составлены обучающие выборки различных типов пыльцы, накопленные при совместных исследованиях с лабораторией «Селекция и семеноводство».

Все изображения заданных образцов разбиты на обучающий и тестовый наборы. При обучении сети использованы свойства принятых моделей идентификации, согласно которым две и более обученные сети можно объединить, получая новые. Принята пять моделей идентификации для распознавания каждого типа пыльцы. Каждая модель производит набор данных и относит распознанную пыльцу к определенному классу.

В табл. 1 показаны результаты, распознанные с помощью НС «Хемминга» в виде корректно распознанных, распознанных некорректно и отвергнутых образцов пыльцы. Аналогичные результаты исследования получены при применении интерполяционной сплайн-функции Добеши 5 – го порядка, кубических интерполяционных сплайнов 3 и 5 порядков, нейронные сети (НС) Хебба с алгоритмом обучения с учителем, обучения без учителя и на основе двунаправленной ассоциативной сети (ДАП).

Таблица 1

Результаты распознавания пыльцы с помощью НС Хемминга

Тип пыльцы	Корректно распознанные	Некорректно распознанные	Отвергнутые
Plantago lanceolata	302 (83,2%)	48 (13,2%)	13 (3,6%)
Rumex acetosella	430 (83,2%)	62 (12 %)	25 (4,8%)
Conopodium majus	193 (86,2%)	21 (9,3%)	10 (4,5%)
Dactylis glomerata	515 (85,8%)	45 (7,5%)	40 (6,7%)

В табл. 2 даны результаты сравнительного анализа эффективности ПК.

Таблица 2

Результаты реализации моделей идентификации микрообъектов

Модели	Корректное распознавание	Некорректное распознавание	Отвергаемости
Сплайн Добеши	84,6%	10,5%	4,9%
Кубический сплайн	83,7%	11,15%	5,15%
Трехслойная НС	78,8%	16,075 %	5,125%
НС Хебба с обучением без учителя	80,2%	14,1%	5,7%
ДАП	84%	10,825%	5,175%

Заключение

Разработан и реализован компьютерный комплекс обработки информации для распознавания, классификации и систематизации изображений пыльцевых зерен, которые накапливаются при решении задач селекции зерна, диагностики заболеваний животных, скрещивания особей, извлечения полезного минерала из горной массы.

Предложены методы обработки информации, основанные на использовании механизмов извлечения морфологии, статистических, динамических и текстурных характеристик и геометрических особенностей изображений микрообъектов.

Методы обработки изображений оптимизированы на основе реализации механизмов точечной и нелинейной проверки соответствия контуров вводимого и эталонного изображений, использования типичных инструментов эвристического и стохастического поиска, распознавания, кластеризации пыльцевых зерен.

Реализованы интерполяционный полином 5-го порядка Добеши, кубическая интерполяционная сплайн – функция 3, 5 порядков, трехслойная НС, НС Хопфильда, Хеббе, ДАП, которые использованы при идентификации изображений пыльцевых зерен, а результаты получены при условиях ограниченной априорной информации, нестационарности и неопределенности.

References:

1. Alain Petrowski, Gerard Dreyfus, Claude Girault. Performance Analysis of a Pipelined Backpropagation Parallel Algorithm//IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.4, N6, 1993, pp.970-981.
2. Banarse D., France I., Duller A.W.G. Analysis of a self-organising image recognition neural network. – L.: Advances in engineering software, 2000. 944 p.
3. Boucher A., P. Hidalgo, M. Thonnat, J. Belmonte and C. Galán. 3-D pollen image recognition based on palynological knowledge // In 2nd European Symposium on Aerobiology, Vienna (Austria). 2000. p. 3.
4. Artificial Neural Networks: Concepts and Theory//IEEE Computer Society Press, 1992. 132 p.
5. Jumanov I.I.. Optimizatsiya obrabotki izobrazheniy mikroobyektov na osnove rekurrentnogo obucheniya neyronnoy seti i implikativnogo otbora informativnykh priznakov // «Problemi informatiki i energetiki», Izdatelstvo «Fan» AN RUz, - Tashkent, 2016 - №4. - s.12.
6. Ulugbek Kh. Narzullayev, Olim I. Djumanov, Akmal R. Akhatov. Information technologies for processing of microobjects images on the basis of neural networks with associative memory // In proceedings of the 5th international conference on Asian Language Processing and Information Technology, 27-29 September, 2006. - TUIT, Uzbekistan, Korea Information Processing Society, Korea, 2006. - p. 114-118.