

УДК 004.93 (045)

Ю. Б. Камалова, аспирант  
ИжГТУ имени М. Т. Калашникова

## МЕТОДЫ И ПОДХОДЫ В КОМПЬЮТЕРИЗИРОВАННОМ ПЫЛЬЦЕВОМ АНАЛИЗЕ

*Исследованы методы нейросетевого распознавания с применением нейросети Кохонена, спектрального анализа (метод нахождения ковариации и коэффициента Пирсона) и инвариантного распознавания (применены инварианты по вращению, перемещению и масштабированию) в распознавании изображений зерен пыльцы, полученных с помощью растрового электронного микроскопа. Произведен сравнительный анализ методов.*

**Ключевые слова:** пыльцевой анализ, нейросеть Кохонена, коэффициент Пирсона, инварианты к перемещению, вращению и масштабированию.

### Введение

Процедура распознавания зерен пыльцы используется в палинологии, апидиологии, апимониторинге и аллергodiагностике. Выделение отличительных параметров зерна высококвалифицированным оператором – дорогостоящая процедура, но до сих пор являющаяся наиболее точной и эффективной. Впервые применение автоматической системы классификации зерен пыльцы предлагал ввести Джон Фленлей в 1968 году. Однако эта идея была трудноразрешимой в то время из-за технологических ограничений [1, 2]. На сегодняшний день возможность создания данной системы реальна благодаря успехам в разработке компьютерного зрения.

**Цель работы** – провести сравнение спектрального анализа, нейросетевых структур, инвариантного распознавания зерен пыльцы, полученных с помощью растрового электронного микроскопа (РЭМ).

**Объект исследования** – изображения зерен пыльцы, полученные на РЭМ по разработанной нами технологии [3].

Выборку пыльцы для распознавания формировали из массива изображений пыльцевых зерен полифлорного меда (рис. 1).

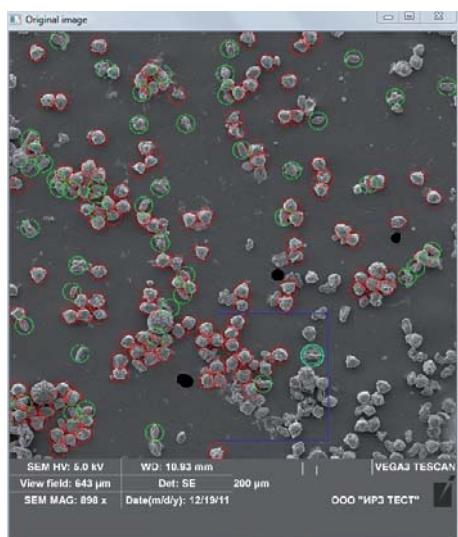


Рис. 1. Исходный массив зерен для формирования обучающей выборки

### Метод и методика исследования

Составляли обучающую выборку из четырех типов зерен объемом в 152 образца (рис. 2, а–г).

70 % образцов использовали для обучения, 15 % – для контроля и 15 % – для финальной проверки.

Применили последовательно спектральный анализ, метод инвариантного и нейросетевого распознавания.

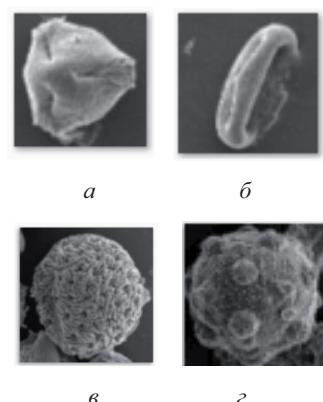


Рис. 2. Выборка из четырех видов пыльцевых зерен

1. Спектральный анализ покажет, с какими частотами чередуются светлые и темные пятна. Затем численно сравнивали, к какому классу (какому изображению) ближе тестовый образец (рис. 3, 4). Считали ковариацию тестовой картинки с каждым из образцов (таблица) и выбирали образец, с которым получилась наибольшая ковариация. Если ковариация положительна, то с ростом значений одной случайной величины значения второй имеют тенденцию возрастать.

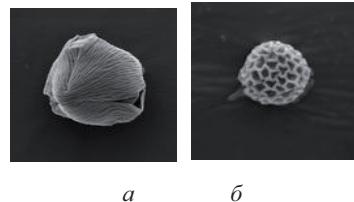


Рис. 3. Исходные изображения зерен для спектрального анализа: а – зерно типа 1; б – зерно типа 2

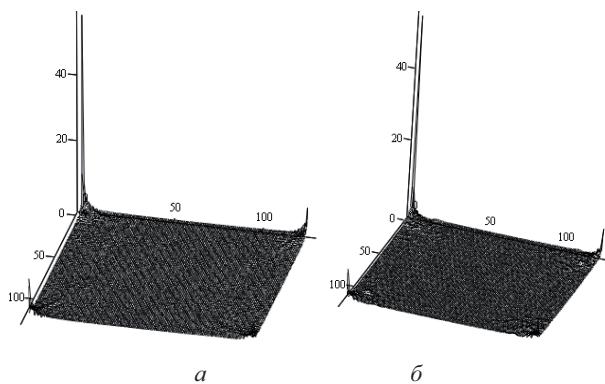


Рис. 4. БПФ в MathCad: *a* – первого изображения; *b* – второго

#### Коэффициент Пирсона

Коэффициент Пирсона			
	-0,0497	-0,0277	0,0020
	-0,0100	0,0160	0,0919

2. Инвариантное распознавание – выделение из геометрии образов чисел, инвариантных относительно размножения и поворота образов, составление таблицы соответствия этих чисел конкретному образу [4].

Инвариантом принято считать величины, значения которых не изменяются во времени [5]. Моменты – скалярные величины, используемые для характеристики функции и ее особенностей [6]. С математической точки зрения моменты – это «проекции» функции на полиномиальный базис. Инварианты – это в общем смысле мера инерции, в то время как моменты в общем смысле – мера импульса.

Определение 1. Под образом функции (или обра- зом) понимают любую кусочно-гладкую непрерывную действительную функцию  $f(x, y)$  двух переменных, определяемых на множестве  $D \subset \mathbb{R} \times \mathbb{R}$ , имеющую конечный ненулевой интеграл.

Определение 2. Общий момент  $M_{pq}$  образа  $f(x, y)$ , где  $p, q$  – неотрицательные целые числа и  $r = p + q$ , называется порядком момента, который определяется формулой:

$$M_{pq} = \iint_D p_{pq}(x, y)f(x, y)dxdy,$$

где  $p_{00}(x, y), p_{10}(x, y), \dots, p_{kj}(x, y), \dots$  – функции полиномиальных базисов, определенные в области  $D$  [7].

Исследовали существующие готовые программные коды инвариантов по вращению, перемещению и масштабированию с сайта Department of Image Processing [8] (RTS invariant: rotmi.m [9] – computation of the moment invariants to translation, rotation and scaling), написанные на языке matlab, на предмет применимости к распознаванию сначала двумерных фигур, а затем изображений зерен пыльцы, полученных с помощью растрового электронного микроскопа.

Производили вычисление инвариантов моментов для перемещения, вращения и масштабирования, вычисление центральных геометрических моментов, преобразование геометрических моментов к комплексным.

Применение данного метода обусловлено высокой вероятностью зачисления в один класс объектов, получаемых один из другого различными преобразованиями, т. к. попадаются зерна одного типа в разных положениях и, возможно, при разном увеличении. Инвариантность признаков заключается в том, что их значения одинаковы для объектов, получаемых один из другого применением рассматриваемых преобразований.

Необходимый минимум инвариантов – инвариант по перемещению, вращению и масштабированию (TRS). TRS-инварианты в данном случае удобнее использовать потому, что у нас один объект на изображении, нам не важен его размер, ориентация в пространстве, а также он имеет четкие края.

3. Нейросетевое распознавание. Сравнивали яркость пикселей эталона (элемента обучающей выборки) и подаваемого на вход изображения. Каждый пиксель соответствует нейрону (рис. 5).

Обучение нейросети (НС) производили в среде MatLab при помощи MatLab Network Toolbox (рис. 6). Использовали сеть Кохонена.

Суть метода состояла в том, что от 10000 входных нейронов поступали сигналы (числа от 0 до 1, соответствующие цвету пикселя) на 1000 нейронов промежуточного слоя. Далее проверялось условие: если точка (0,0) на изображении черная, то на входной нейрон 1 поступит 0, а если белая – 1. Соответственно, активизировалось определенное количество нейронов промежуточного слоя и, таким образом, определялось, сколько сигналов поступило на каждый из 4 выходов (т. к. в обучающей выборке четыре типа зерен).

Последнюю часть задачи, выделение и сохранение объектов на фотографии, решали в программе MatLab, применив морфологический градиент, бинаризацию по порогу при предварительном определении предикаторов (интенсивность объектов и площадь). Задавали условие для выбора только тех объектов, для которых выбранные предикаторы являлись верными (рис. 7).

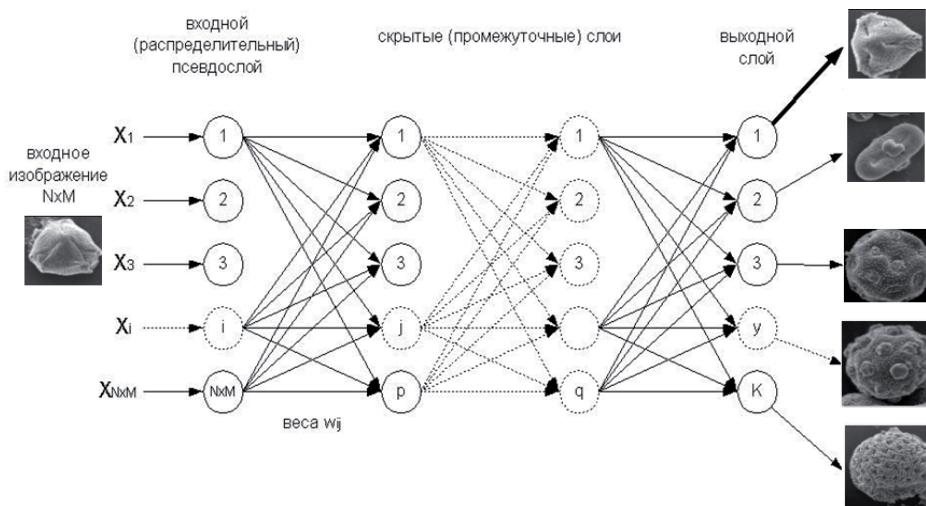


Рис. 5. Нейронная сеть

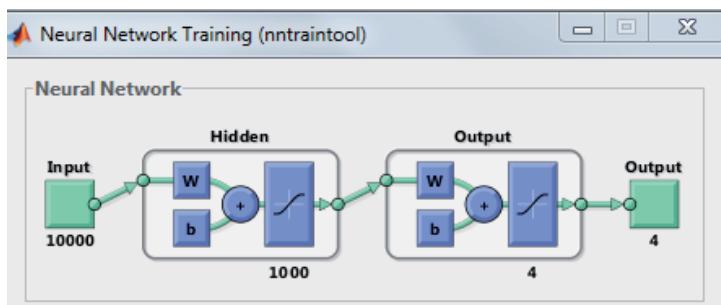


Рис. 6. Обучение НС при помощи MatLab Network Toolbox

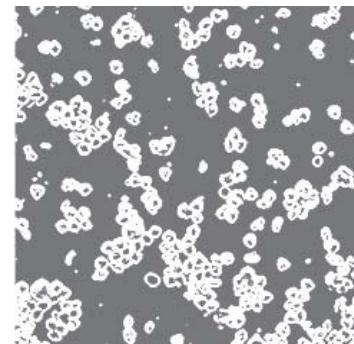


Рис. 7. Морфологический градиент

По двум предикатам нашлись как одиночные, так и кластерные пыльцевые зерна (рис. 8).

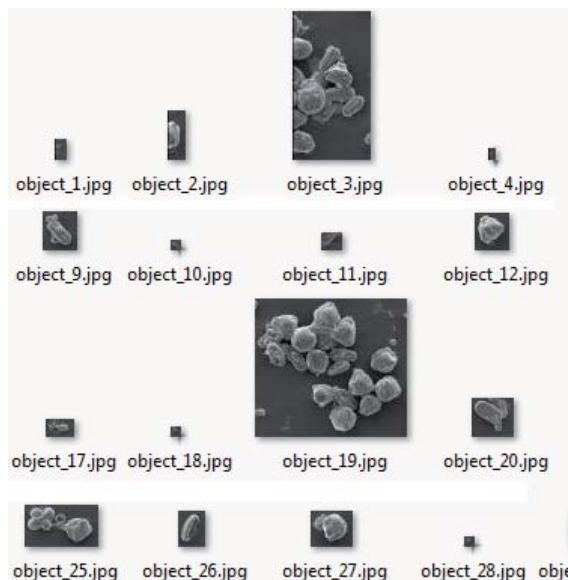


Рис. 8. Выделение и сохранение объектов

## Результаты

Выведен порядок действий, необходимых для распознавания графической фигуры с использованием инвариантов по перемещению, вращению и масштабированию.

Произведен статистический анализ работы программы. Обучающая выборка состояла из 104 образцов изображений пыльцевых зерен одного размера (из них тип 1 – 41 шт., тип 2 – 37 шт., тип 3 – 2 шт., тип 4 – 24 шт.). Для идентификации зерен «типа 1» была составлена проверочная выборка численностью в 21 образец. Для идентификации зерен «типа 2» была составлена проверочная выборка численностью в 14 образцов. Для идентификации зерен «типа 4» была составлена проверочная выборка численностью в 20 образцов. Повторное применение методов распознавания к другим выборкам дали те же результаты.

Результаты работы программы приведены на рис. 9.

Наиболее точным оказался метод нейросетевого распознавания (при идентификации всех трех типов вероятности видовой принадлежности составили 90, 86, 100 % соответственно). В случае СМ – 52, 75, 15 % соответственно, в случае ИН – 81, 58, 70 %.

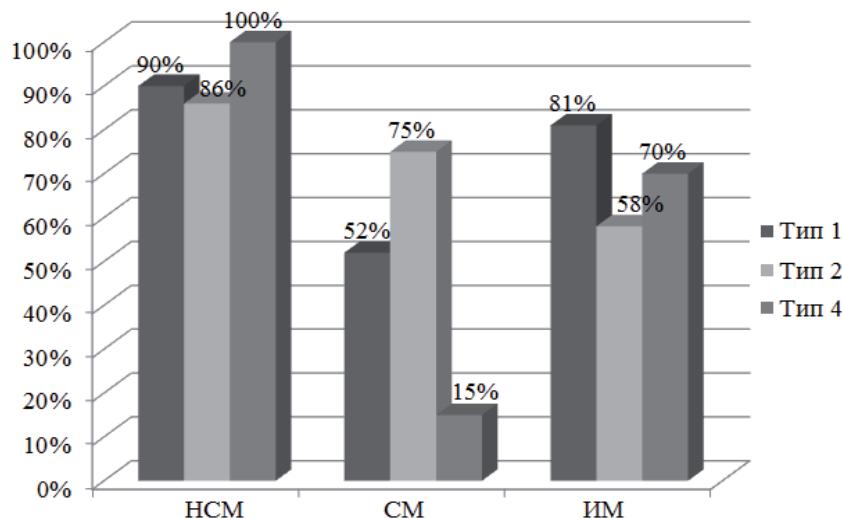


Рис. 9. Диаграмма результатов распознавания с применением НСМ, СМ, ИМ

## Выводы

Полученные результаты говорят о том, что нейросетевой алгоритм более всего пригоден для решения данной задачи.

Объекты распознавания на изображении имеют высокую детализацию, могут иметь произвольную ориентацию, поэтому для наиболее точного распознавания необходима сегментация изображения, удаление сегментов нехарактерного размера (кластеров, дырок в подложке (изображены черным цветом), пыли, грязи, т. е. того, что за пределами нижней и верхней отсечки), необходимо применение разных фильтров по выделению границ.

В случае спектрального анализа использование ковариации предполагает, что изображения были предварительно обработаны (приведены к градациям серого, отформатированы до одного размера). Использование корреляции не предполагает предварительной обработки и автоматически ее производит по правилам, оптимальным для нормального распределения.

Таким образом, использование ковариации более гибко (т. к. мы сами выбираем вариант предварительной обработки), однако без предварительной обработки существует большая погрешность.

В случае инвариантного распознавания погрешность связана с отсутствием возможности учета фона объекта.

## Библиографические ссылки

1. Flenley J. R. (1968) The problem of pollen recognition. In: Problems in Picture Interpretation, (ed. M. B. Clowes and J. P. Penny), pp. 141-145. CSIRO, Canberra.
2. Flenley J. R. (1990) Some prospects for palynology in the South-West Pacific Region. Massey University Faculty of Social Sciences Occasional Papers, No. 1.
3. Подготовка пыльцевых зерен для анализа с использованием РЭМ / Г. В. Ломаев, Ю. Б. Камалова, Д. А. Бекмачев // Пчеловодство. – 2012. – № 9.
4. Burkhardt H., Sigelkow S. Invariant features in pattern recognition – fundamentals and applications // C. Kotropoulos and I. Pitas (eds), Nonlinear Model-Based Image / Video Processing and Analysis. John Wiley & Sons, 2001, pp. 269–307.
5. Визгин В. П. Развитие взаимосвязи принципов инвариантности с законами сохранения в классической физике. – М. : Наука, 2007. – 240 с.
6. Морозов А. Д., Драгунов Т. Н. Визуализация и анализ инвариантных множеств динамических систем. – М. : Институт компьютерных исследований, 2003. – 304 с.
7. Burkhardt H., Sigelkow S., Kotropoulos C., Pitas I. /Invariant features in pattern recognition – fundamentals and applications / Nonlinear Model-Based Image or Video Processing and Analysis. – 2001. – P. 269–307.
8. Software in MATLAB (with Graphical User Interface) // Department of Image Processing [сайт]. – URL: <http://zoi.utia.cas.cz/download> (дата обращения: 21.01.2013).
9. Function rotmi [Электронный ресурс] // Department of Image Processing [сайт]. – URL: [http://zoi.utia.cas.cz/files/rotmi\\_2.m](http://zoi.utia.cas.cz/files/rotmi_2.m) (дата обращения: 20.01.2013).

\*\*\*

Yu. B. Kamalova, Post-graduate, Kalashnikov ISTU

## Methods and approaches to computerized pollen analysis

*Methods of neural network recognition with application of Kohonen network, spectral analysis (method for determining the covariance and Pearson coefficient) and invariant recognition (invariants for rotation, transition and scaling are used) are investigated for recognition of pollen grain images obtained from a scanning electronic microscope. The comparative analysis of these methods is carried out.*

**Keywords:** pollen analysis, Kohonen network, Pearson coefficient, invariants to transition, rotation and scaling.

Получено: 18.03.16