

ИНФОРМАТИКА ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ

УДК 681.3

Опыт распознавания пыльцевых зерен с применением метода голосования

О. А. Бузилова

Национальный исследовательский университет "Высшая школа экономики"
Россия, 614070, г. Пермь, ул. Студенческая, д. 38
buzybuzy794@gmail.com

Е. Б. Замятина

Пермский государственный национальный исследовательский университет
Россия, 614990, г. Пермь, ул. Букирева, 15
Национальный исследовательский университет "Высшая школа экономики"
Россия, 614070, г. Пермь, ул. Студенческая, д. 38
ezamyatina@hse.ru

Рассматриваются вопросы применения метода голосования для распознавания пыльцевых зерен. Авторы дают обзор работ, связанных с распознаванием пыльцевых зерен, приводят результаты экспериментов и оценку классификатора. К сожалению, метод показал не очень высокие результаты.

Ключевые слова: *пыльцевой анализ; распознавание пыльцевых зерен; метод голосования; качество классификатора.*

DOI: 10.17072/1993-0550-2018-4-48-55

Введение

В настоящее время споро-пыльцевой анализ широко применяется для идентификации пыльцевых зерен. Идентификация пыльцевых зерен используется биологами Пермского государственного национального исследовательского университета для решения ряда задач: определение периода пыления растений [1], определение качества меда [2] и т.д.

В публикациях приведены и другие задачи, которые могут быть решены с применением споро-пыльцевого анализа: в геологических исследованиях, в исследованиях историков и т.д. Однако споро-пыльцевой анализ [11] требует тщательной лабораторной работы экспертов (палинологов), этот процесс является достаточно дорогостоящим и требует достаточно много времени [9].

В настоящее время за рубежом ведутся активные исследования в области автомати-

зации распознавания пыльцевых зерен, уже достигнуты некоторые успехи [14-20]. Однако отечественной автоматизированной программной системы распознавания пыльцевых зерен пока не существует.

Итак, процесс классификации пыльцевых зерен предполагает предобработку изображений, полученных с помощью микроскопов [12], а затем отнесение изображений к тому или иному классу. Этап предобработки изображения выполняется с помощью программных средств библиотеки OpenCV. На этапе классификации авторы попытались применить метод голосования. Авторы уже предпринимали попытки применить классические методы классификации (лингвистический, потенциалов и т.д.), однако приемлемые результаты не были получены [13, 15].

Наиболее удачные результаты были достигнуты при применении сверхточных нейронных сетей [14].

Зарубежные исследователи часто используют не один метод классификации, а их сочетание, и этим добиваются хороших результатов. По этой причине важно исследовать возможность применения достаточно эффективного метода голосования для распознавания пыльцевых зерен. Однако алгоритм голосования (его еще называют методом вычисления оценок) в некоторой степени сложен при подборе эффективной формулы вычисления оценок [3, 5–9].

Тем не менее, исследование его полезности для решения задачи распознавания пыльцевых зерен достаточно актуален.

Обзор исследований, связанных с распознаванием пыльцевых зерен

Рассмотрим работы нескольких авторов, посвященные упомянутой выше задаче.

Полная методология идентификации пыльцевых зерен медоносов с целью выявления фальсифицируемых образцов приведена в работе [17].

Результаты проведенных экспериментов показывают, что предложенная методология имеет среднюю точность (94 %). Она основана на цветовых свойствах пыльцевых зерен медоносов и использовании классификатора (k-NN). Метод ближайших соседей (k-NN) был выбран на основании проведенных ранее исследований и экспериментов [16].

Авторы продолжают работы по созданию программных средств автоматизированной классификации пыльцевых зерен, однако законченной реализации программных средств еще нет.

В работе [22] представлена полуавтоматическая система, которая выполняет оцифровку изображений пыльцевых зерен, полученных с помощью микроскопа, и их классификацию. Программная система используется для судебно-медицинских экспертиз. Авторы достигли точности в 95,4 % и 93,8 % для двух разных, но морфологически сходных наборов пыльцевых зерен.

Программная система использует мульти-классификатор из нескольких методов:

метод ближайших соседей (k-NN), метод опорных векторов (SVM), линейный дискриминантный анализ (Pseudo-linear discriminant analysis), квадратичный дискриминантный анализ (Pseudo-quadratic

discriminant analysis) и дерева принятия решения (Decision tree).

Мульти-классификатор выбирает результат с наименьшей ошибкой. Наилучшие результаты были получены при использовании k-NN метода.

Автор работы [19] разработал свою оригинальную программную систему для распознавания изображений пыльцевых зерен. На стадии предобработки изображений и сегментации пыльцевых зерен он предлагает использовать теорию многофокальной обработки изображений. Теория основана на анализе резкости изображения наблюдаемого объекта.

Далее на этапе классификации автор использует мульти-классификатор, состоящий из метода ближайших соседей (k-NN), нейронной сети, дерева принятия решений (Decision tree) и "случайного леса" (Random Forest). Эксперименты показали точность классификации в 97 %.

В работе [21] (R. Rendondo и V. Marcos) для классификации были использованы: метод Фишера (Fischer), метод опорных векторов (SVM) и Random Forest ("случайный лес"). На этапе обработки изображения авторы предложили использовать новый признак сегментации пыльцевых зерен, который они назвали признаком новой внутренне-контурной (novel contour-inner) сегментации. Данный признак повысил точность распознавания на 50 %. В своей работе авторы смогли достичь наибольшей точности в 99 %.

Обзор работ позволяет выявить тенденцию проведения классификации пыльцевых зерен: использование набора классификаторов. Это объясняется тем, что на разных наборах данных одни и те же методы классификации ведут себя по-разному. Для каждого частного метода определяется его эффективность и после сравнительного анализа выбирают результат с наименьшей ошибкой.

Таким образом, целесообразно рассмотреть вопрос о том, насколько хорошо применим метод вычисления оценок (метод голосования) для распознавания пыльцевых зерен.

Метод интересен тем, что для распознавания используют не отдельные признаки вектора признаков, а ансамбли признаков.

Предварительная обработка изображений пыльцевых зерен

Предварительная обработка изображения включает следующие этапы обработки: устранение шумовых помех методом Гауссова сглаживания, бинаризацию методом Отсу, сегментацию пыльцевых зерен путем выделения контуров на изображении.

Итак, для задачи устранения шумовых помех авторы используют метод сглаживания.

Операция сглаживания (иначе размытия) – довольно популярный метод обработки изображений от шума. Для устранения шума на изображении методом сглаживания используют Гауссово сглаживание. Гауссово сглаживание [12] представляет собой фильтр, "размывающий" изображение, он использует функцию Гаусса для вычисления преобразования, применяемого к каждому пикселю изображения. Уравнение гауссовой функции в двумерном измерении выглядит следующим образом:

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

где x представляет собой расстояние от начала координат в горизонтальной оси, y – расстояние от начала координат в вертикальной оси, а σ является стандартным отклонением Гауссова распределения.

Гауссова фильтрация, или сглаживание, осуществляется путем свертки каждого пикселя во входном массиве и суммирования для получения выходного. Фильтр меняет каждую точку текущего слоя, делая ее значение равным среднему значению всех точек в определенном радиусе от рассматриваемой точки (соответствующем размеру окна). Отрицательным свойством фильтра Гаусса является то, что работает он медленно.

Бинаризация изображения – это процесс преобразования изображения в монохромное изображение, которое состоит только из двух видов пикселей: черных и белых. Бинаризация выполняется путем порогового преобразования. Суть данного преобразования заключается в том, что пиксели исходного изображения выше определенного цветового порога преобразуются в черные пиксели, а пиксели ниже этого же порога преобразуются в белые [12].

Для решения задачи авторы применяют бинаризацию методом Отсу (Otsu) [18]. Алгоритм Отсу пытается найти пороговое значение (t), которое минимизирует взвешенную дисперсию внутри класса. Он фактически находит значение t , которое располагается между двумя пиками, так что отклонения от обоих классов минимальны. Все значения выше порога t становятся равны 1.

Итак, когда шумовые помехи максимально устранены и выполнена бинаризация, следует приступить к сегментации (выделению) объектов распознавания, в нашем случае пыльцевых зерен, для их последующей классификации. Сегментация делит изображение на составные части и объекты. Степень детализации этого деления зависит от решаемой задачи. Иными словами, сегментацию следует остановить, когда интересующие объекты уже выделены или изолированы [12].

В целях сегментации на изображении выделяют контуры. Для поиска контуров авторы используют алгоритм, в котором границы переходов пикселей изображения от 0 к 1 будут рассматривать как грани. Используя найденные грани, алгоритм будет формировать вектор контуров.

Контур [12] – это набор точек, которые в той или иной форме представляют кривую на изображении. Это представление может быть различным в зависимости от обстоятельств. В нашем случае контуры представлены последовательностями, в которых каждая запись содержит информацию о нахождении следующей точки на кривой. Также после сегментации понадобится провести масштабирование изображения. Для простоты подсчета все изображения зерен, полученные после сегментации, приводятся к одному размеру (например, 143×143). Это обеспечивает возможность сравнения изображений.

Для выполнения работ по предобработке изображений образов авторы использовали открытую библиотеку компьютерного зрения OpenCV. Библиотека содержит алгоритмы для интерпретации изображения, калибровки камеры по эталону, устранения оптических искажений, определения сходства образов, анализа перемещения объекта, определения формы объекта и слежения за объектом, 3D-реконструкции, сегментации объекта, распознавания жестов и т.д.

Для обучающего и тестируемого наборов данных изображений пыльцевых зерен использовался набор данных из исследований, представленных в [18]. Этот набор состоит из 5 видов пыльцевых зерен (Alder, Birch, Hazel, Mugwort, и Sweet Grass), каждый из которых содержит в себе по 120 фотографий образцов. Всего набор содержит 600 изображений пыльцевых зерен.

При разработке прототипа приложения авторы использовали объектно-ориентированный язык C# и среду разработки MS Visual Studio 2017 (IDE). Для интеграции OpenCV в среду разработки была использована EmguCV 3.0. Emgu CV – кроссплатформенная "обертка" (wrapper) для .NET библиотеки обработки изображений OpenCV от компании Intel. Приведем результаты обработки пыльцевых зерен, выполненные с использованием функций и алгоритмов библиотеки OpenCV.

Итак, для задачи устранения шумовых помех был использован метод Гауссова сглаживания. Для начала необходимо конвертировать изображения из вида RGB в Gray. Далее для устранения шума на изображении в EmguCV можно использовать вызов метода *SmoothGaussian*, который применяется к текущему изображению и принимает на вход Гауссово ядро определенного размера. На рис. 1 и 2 можно увидеть результат бинаризации изображений без применения фильтра Гаусса и с его применением.

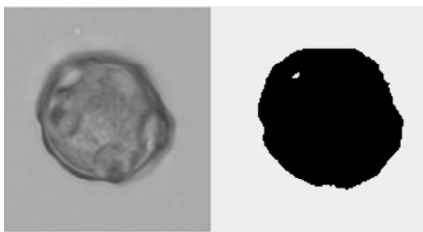


Рис. 1. Бинаризация с устранением шумовых помех

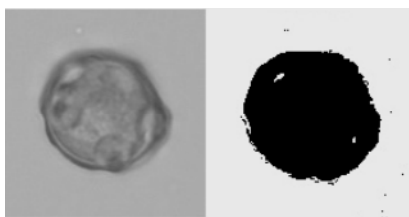


Рис. 2. Бинаризация без устранения шумовых помех

Для выполнения порогового преобразования был использован метод *CvInvoke.Threshold*. Эта функция используется для получения двоичного изображения из изображения в градациях серого. В качестве типа порогового преобразования будем использовать *ThresholdType.Otsu*. Для сегментации пыльцевых зерен сначала планировалось использовать изображение, обработанное алгоритмом Канны.

Но алгоритм обрабатывал правильно лишь 60–70 % изображений. У части изображений границы контуров определялись неточно, а именно, основной контур зачастую обрывался, целостность контура нарушалась. По этой причине была использована функция *CvInvoke.FindContours*. Входным параметром указанной выше функции является двоичное изображение, в котором границы переходов пикселей от 0 к 1 рассматриваются как грани. Используя найденные грани, функция формирует вектор контуров. Для аппроксимации используют метод, который сжимает горизонтальные, вертикальные и диагональные сегменты, оставляя только угловые точки. Все найденные контуры записывают в массив *VectorOfVectorOfPoint*. Для дальнейшей сегментации применяется алгоритм, формирующий контур зерна из всех найденных векторов контуров. Алгоритм включает следующую последовательность действий:

- Вычисление площади, ограниченной каждым из контуров, выбор контура с наибольшей площадью.
- Выделение найденного контура контрастным цветом.
- Вычисление вектора координат найденного контура.

После выполненных действий по предварительной обработке пыльцевых зерен необходимо перейти к их классификации.

Классификация пыльцевых зерен

Для классификации пыльцевых зерен авторы использовали метод голосования, в котором вместо отдельных признаков рассматриваются ансамбли признаков. Признаки объединяются в ансамбли (их называют еще "опорными множествами").

Считается, что опорные множества являются более информативными, нежели отдельные признаки.

В конкретном случае авторы использовали опорные множества фиксированной длины (в конкретном случае каждое опорное множество включает два коррелированных между собой признака). Метод голосования подробно описан в [5–10]. Напомним, в чем он заключается.

Итак, пусть априорная (исходная) информация формируется в виде таблицы X , содержащей значения признаков $x_{1..n}$ ($k=1..n$) объектов w_j , ($j=1..r$), принадлежащих каждому из классов $U[i]$, $i=1..m$.

Объекты w_j описывают одним и тем же набором признаков x_k ($k=1..n$).

Под распознаваемым объектом будем понимать вектор признаков:

$$w' = b_1, b_2, \dots, b_n.$$

В таблице X выделим систему опорных множеств $S1, S2, \dots, SL$.

В качестве системы опорных множеств чаще всего рассматривают:

- либо все подмножества множества признаков фиксированной длины k , где k принимает значения из множества $2, \dots, N-1$;
- либо вообще все подмножества множества признаков.

Рассмотрим процедуру вычисления оценок по подмножеству $S1$. Вычисление оценок для остальных подмножеств выполняется аналогично.

В таблице выделяют столбцы, соответствующие признакам, входящим в $S1$. Проверяется близость строки $S1w'$ со строками $S1w'[1], \dots, S1w'[r[1]]$, соответствующим объектам класса $U1$.

Число строк этого класса, близких по выбранному критерию классифицируемой строке $S1w'$, обозначается через $\Gamma[S1](w', U1)$ – оценка строки w' для класса $U1$ по опорному множеству $S1$. Аналогично вычисляются оценки для остальных классов $\Gamma[S1](w', U2), \dots, \Gamma[S1](w', Um)$ по опорному множеству $S1$.

Применение подобной процедуры ко всем остальным опорным множествам алгоритма позволяет получить систему оценок:

$$\Gamma[S2](w', U1), \dots, \Gamma[S2](w', Um), \dots, \\ \Gamma[SL](w', U1), \dots, \Gamma[SL](w', Um).$$

На основании анализа полученной системы оценок принимается решение либо об отнесении объекта к одному из классов $U[i]$, $i=1..m$, либо об отказе от его распознавания.

Решающее правило может принимать следующие формы:

- объект может быть отнесен к классу, которому соответствует максимальная оценка;
- объект может быть отнесен к классу, которому соответствует оценка, превышающая оценки всех остальных классов не меньше чем на определенную пороговую величину;
- объект может быть отнесен к классу, которому соответствует такая оценка, что отношение ее к сумме оценок для всех остальных классов будет не меньше значения порога и т.д.

Итак, классификация основана на вычислении степени похожести (оценки) распознаваемого объекта на объекты, принадлежность которых к классам известна. Эта процедура включает в себя три этапа:

- Вычисление оценок по опорным множествам для каждого объекта из таблицы.
- Вычисление суммарных оценок для каждого из классов $U[i]$.
- Применение решающего правила для классификации объекта.

Решающее правило выбирает класс объекта с максимальной оценкой.

Для классификации пылевых зерен были отобраны 12 признаков (табл. 1) и, используя программные средства EmguCV, были выявлены их числовые характеристики. Так, для нахождения области контура используется функция $CvInvoke.ContourArea$, для нахождения периметра – $CvInvoke.ArcLength$ и т. д.

Априорная (исходная) информация хранится в двумерном массиве для обучающей выборки ($masForTrainigDataset$). Информация о распознаваемых объектах также хранится в двумерном массиве для распознавания ($masForRecognitionDataset$). Согласно алгоритму распознавания выполняют сравнение распознаваемого объекта с объектами, содержащимися в массиве априорной информации, и записывает вычисленные оценки (голоса) в массив оценок ($masVoting$).

Далее анализируют массив оценок, находят суммарную оценку по каждому из классов и применяют решающее правило с целью отнесения объекта к одному из классов.

Таблица 1. Признаки пыльцевых зерен

№	Название признака	Пояснение	Формула вычисления
1	Area (A)	Область	Количество пикселей, представляющих область пыльцевых зерен
2	Perimeter (P)	Периметр	Количество пикселей, которые образуют границу пыльцевых зерен.
3	Compactness (C)	Компактность	$C = \frac{P^2}{4A}$
4	Diameter (D)	Диаметр	Наибольшее расстояние между любыми двумя точками границы
5	Rmax	Максимальный радиус	Максимальное расстояние между центром зерна пыльцы и любой точкой на ее границе
6	Rmin	Минимальный радиус	Минимальное расстояние между центром зерна пыльцы и любой точкой на ее границе
7	Rd	Дисперсия радиуса	Изменчивость расстояний между центром и всех граничных точек пыльцевых зерен
8	R(среднее)	Средний радиус	Среднее расстояние между центром зерна и всеми точками границы зерна пыльцы
9	Rmax/Rmin	Отношение между Rmax и Rmin	Соотношение между максимальным и минимальным расстоянием граничных точек зерна и центра
10	Rmax/R(среднее)	Отношение между Rmax и R(среднее)	Соотношение между максимальным и средним расстоянием граничных точек зерна и центра
11	Rmin/R(среднее)	Отношение между Rmin и R(среднее)	Соотношение между минимальным и средним расстоянием граничных точек зерна и центра
12	Eccentricity (E)	Эксцентриситет	$E = \frac{m_{20} + m_{02} + \sqrt{(m_{20} - m_{02})^2 + 4m_{11}^2}}{m_{20} + m_{02} - \sqrt{(m_{20} - m_{02})^2 + 4m_{11}^2}}$

Результаты тестирования приведены в табл. 2.

Таблица 2. Результаты тестирования

	Alder	Birch	Hazel	Mugwort	Sweet Grass	Весь набор данных
Количество зерен	12	12	12	12	12	60
Ошибка 1 рода (ложный пропуск, FN)	0	2	2	1	0	5
Ошибка 2 рода (ложное обнаружение, FP)	1	0	1	2	0	4
Количество "положительных" (N_p)	8	8	8	8	8	40
Количество "отрицательных" (N_n)	4	4	4	4	4	20
Количество верных пропусков (TN)	3	4	3	2	4	16
Количество верных обнаружений (TP)	8	6	6	7	8	35
Нормированный уровень ошибок первого рода (nFN)	0 %	25 %	25 %	13 %	0 %	12 %
Нормированный уровень ошибок второго рода (nFP)	25 %	0 %	25 %	50 %	0 %	20 %
Доля верно распознаваемых пропусков (nTN)	75 %	100 %	75 %	50 %	100 %	80 %
Доля верно распознаваемых обнаружений (nTP)	100 %	75 %	75 %	88 %	100 %	88 %
Precision	89 %	100 %	86 %	78 %	100 %	90 %
Recall	100 %	75 %	75 %	88 %	100 %	88 %

Для тестирования использовался один и тот же набор данных, включающий 600 изображений [18].

Теперь рассмотрим процесс обучения. В него входят следующие операции, выполняемые над обучающей выборкой: предобработка

изображений, вычисление значений признаков, масштабирование значений признаков, запись обучающей выборки в массив.

Пример предобработки изображений представлен на рис. 3–4.

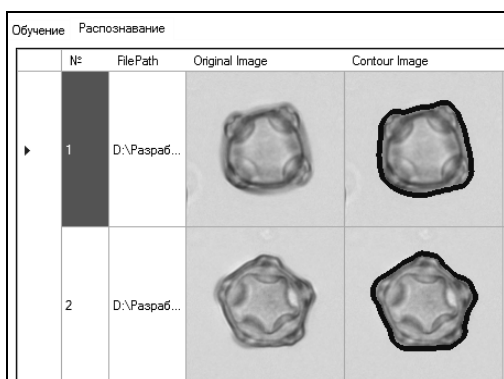


Рис. 3. Результат предварительной обработки пыльцевых зерен класса Alder

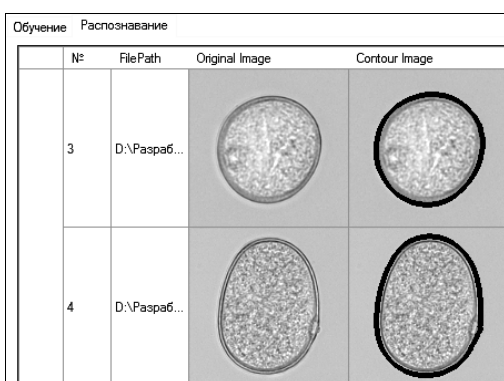


Рис. 4. Результат предварительной обработки пыльцевых зерен класса Sweet Grass

Заключение

В работе представлены программные средства для автоматизации проведения мероприятий по споро-пыльцевому анализу. Известно, что споро-пыльцевой анализ активно применяется в настоящее время для выявления периода пыления растений, в частности, растений-аллергенов, в геологии, исторических исследованиях, при определении качества меда и т.д.

Целью исследования явилось применение метода голосования при распознавании пыльцевых зерен. Метод привлекателен тем, что он не является вычислительно сложным.

При разработке программного продукта была использована библиотека OpenCV. В результате разработаны программные средства, позволяющие улучшить фотографических изображений пыльцевых зерен (избавление от шума, бинаризация, сегментация), а потом распознать их, определив класс, к которому пыльцевые зерна принадлежат.

Тестирование программных средств дало следующие результаты: в среднем доля

ошибок первого рода составляет 12 %, второго рода – 20 %. Соответственно, верно распознается около 88 % пыльцевых зерен.

Подавляющее большинство случаев неправильной классификации приходится на пыльцевые зерна, имеющие похожую форму и примерно один и тот же размер. Временные затраты на распознавание невысоки (в среднем требуется около 2 секунд на обучение программной системы 120 изображениям и около 1 секунды на распознавание 10 изображений).

Список литературы

1. Минаева Н.В., Новоселова Л.В., Плахина К.В., Ширяева Д.М. Пыльцевая сенсibilизация и аэропалеонтологический мониторинг в определении значимых аллергенов при раннем весеннем поллинозе // Российский аллергологический журнал. 2015. № 2. С. 19–24.
2. Новоселова Л.В., Карпович И.В. Пыльцевой анализ меда и перги с пасеки поселка Старый Бисер Горнозаводского района (Пермский край) // Пермский аграрный вестник. 2014. № 1(5). С. 43–49.
3. Вайнцвайг М.Н. Алгоритм обучения распознаванию образов "кора" // Алгоритмы обучения распознаванию образов / под ред. В.Н. Вапника. М.: Советское радио, 1973. С. 110–116.
4. Вежневцев В.П. Оценка качества работы классификаторов // Сетевой журнал "Компьютерная графика и мультимедиа". URL: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/106> (дата обращения: 20.05.2017).
5. Журавлёв Ю.И., Никифоров В.В. Алгоритмы распознавания, основанные на вычислении оценок // Кибернетика. 1971. № 3. С. 1–11.
6. Журавлёв Ю.И. Непараметрические задачи распознавания образов // Кибернетика. 1976. № 6. С. 93–103.
7. Журавлёв Ю.И. Об алгебраическом подходе к решению задач распознавания или классификации // Проблемы кибернетики. 1978. Т. 33. С. 5–68.
8. Павлудис Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений / пер. с англ. М.: Радио и связь, 1986.
9. Полякова М.П., Вайнцвайг М.Н. Об использовании метода "голосования" признаков в алгоритмах распознавания // Моде-

- лирование обучения и поведения. М., 1975. С. 25–28.
10. Рязанов В.В., Сенько О.В. О некоторых моделях голосования и методах их оптимизации // Распознавание, классификация, прогноз. 1990. Т. 3. С. 106–145.
 11. Сладков А.Н. Введение в спорово-пыльцевой анализ. М., 1967.
 12. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход М.: Вильямс, 2004. 928 с.
 13. Ханжина Н.Е., Замятина Е.Б. Автоматизированное распознавание пыльцевых зерен с использованием нейронных сетей Хэмминга // Методы компьютерной диагностики в биологии и медицине: матер. Всерос. школы-семинара. Саратов: Изд-во Саратовский источник, 2014. С. 137–140.
 14. Ханжина Н.Е., Замятина Е.Б. Использование классических методов и нейронных сетей для распознавания пыльцевых зерен // Вестник Пермского университета. Математика. Механика. Информатика. 2013. Вып. 4(23). С. 111–119.
 15. Черных А.С., Замятина Е.Б. Исследование возможности применения ряда классических методов для распознавания пыльцевых зерен. Пермь: Изд-во Перм. гос. нац. исслед. ун-та, 2012.
 16. Chica M., Campoy P. Discernment of bee pollen loads using computer vision and one-class classification techniques // Journal of Food Engineering 112. P. 50–59.
 17. Chica M. Standard methods for inexpensive pollen loads authentication by means of computer vision and machine learning. URL: <http://www.arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1511/1511.04320.pdf> (дата обращения: 20.05.2017).
 18. Chudyk C. Development of an Automatic Pollen Classification System Using Shape, Texture and Aperture Features. URL: <https://easy.dans.knaw.nl/ui/datasets/id/easydataset:62234/tab/2> (дата обращения: 20.05.2017).
 19. Chung F.A General Framework for Multifocal Image Classification and Authentication: Application to Microscope Pollen Images. URL: <http://www.arxiv.org/1503.05786v1.pdf> (дата обращения: 20.05.2017).
 20. Otsu N. "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms" // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Vol. 9, № 1. 1979. P. 62–66.
 21. Rendondo R., Marcos V. Pollen segmentation and feature evaluation for automatic classification in bright-field microscopy // Computers and Electronics in Agriculture, Vol. 110. P. 56–69. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/journal/01681699/110> (дата обращения: 20.05.2017).
 22. Riley K. Progress towards establishing collection standards for semi-automated pollen classification in forensic geo-historical location applications // Review of Palaeobotany and Palynology 221 117–127. URL: <http://www.sciencedirect.com/science/journal/00346667/221> (дата обращения: 20.05.2017).

The Experience of Pollen Grain Recognition using the Method of Voting

O. A. Buzilova

National Research University "Higher School of Economics"; 38, Studencheskaya st., Perm, 614070, Russia
buzybuzy794@gmail.com

E. B. Zamyatina

Perm State University; 15, Bukireva st., Perm, 614990, Russia
National Research University "Higher School of Economics"; 38, Studencheskaya st., Perm, 614070, Russia
e_zamyatina@mail.ru, 8 (342) 2 396 594

This paper discusses the application of the voting method for the recognition of pollen grains. The authors give an overview of the work related to the recognition of pollen grains, give the results of experiments and the assessment of the classifier. Unfortunately, the method showed not very good results.

Keywords: *pollen analysis; pollen grain recognition; voting method; classifier quality.*