

УДК 621.291.266

*А.В. Кревецкий, Ю.А. Ипатов*

## **ВЫДЕЛЕНИЕ ОБЪЕКТОВ НА СЛОЖНОМ НЕОДНОРОДНОМ ФОНЕ ПРИ АНАЛИЗЕ ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В БИОЛОГИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЯХ**

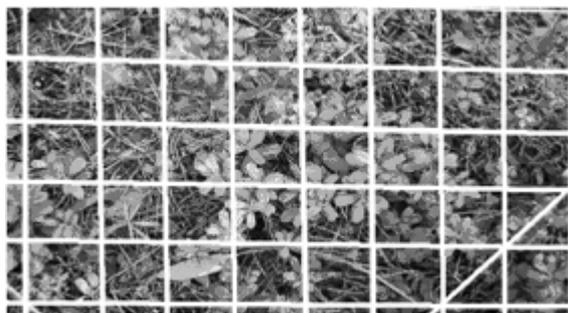
*Проанализированы статистические характеристики цветных изображений проективного покрытия растений с выбором оптимального цветового пространства. Разработана математическая модель изображений исследуемых объектов. Синтезирован эффективный в вычислительном плане и по качеству решений алгоритм сегментации заданных объектов и сложного неоднородного фона. Адаптация к условиям наблюдения и типам статистически неоднородных сцен достигается за счет предварительного обучения.*

**Ключевые слова:** сегментация, пространство, цвет, яркость, алгоритм, программа, кластер.

### **Введение**

Одной из важных проблем в области обработки изображений и распознавания образов является выявление объектов на сложном и статистически неоднородном фоне [1].

В частности, при проведении биологических исследований в области анализа тенденции роста многолетних растений необходимо знать проективную зону листового покрова [2]. Инструмент для автоматизации таких исследований сегодня отсутствует, а ручные методы являются очень трудоемкими, длительными и экономически затратными. Суть применяемого в настоящее время метода измерения площади проективной зоны заданных растений состоит в подсчете элементов дискретизирующей сетки (рис. 1), закрываемых листвой данных растений. Субъективный характер анализа площади и большой размер элементов дискретизирующей сетки приводят к значительной погрешности получаемых оценок.



**Рисунок 1 – Пример цифровых изображений листового покрова растений с механической дискретизирующей сеткой**

В настоящей работе предлагается один из путей автоматизации анализа цифровых изобра-

жений растительного покрова, который, в сочетании с возможностью ручной коррекции ошибок обнаружения фрагментов интересующих растений, обеспечивает более высокую точность измерений проективной зоны и на два порядка более высокое быстродействие по сравнению с применяемым ручным методом.

### **Постановка задачи**

Объектом проблемы анализа, тенденции роста растений служат изображения проективного листового покрова. Предметом являются характеристики данных изображений и алгоритмы обработки таких изображений. Результатом работы данных алгоритмов, который может быть использован для обоснованного вывода о динамике роста растений, являются процентные характеристики площади проективного листового покрова заданных растений в обозначенном участке.

Дискриминационными признаками для обнаружения заданной растительности являются цвет и форма листьев. В качестве мешающих факторов выступают объекты, имеющие подобную яркость и цветовой тон, а также флуктуационные шумы регистрирующей системы.

### **Статистические характеристики**

Современные цифровые фотоаппараты, используемые сегодня для регистрации изображений растительного покрова, имеют высокую разрешающую способность по яркости и цветовому тону. Флуктуационный шум в этом случае можно аппроксимировать центрированным независимым нормальным шумом по каждой цветовой компоненте. Как известно, для локально однородных по цвету участков изображения оптимальным устройством оценки яркости или цвета

при таком шуме является низкочастотный пространственный фильтр скользящего среднего [3].

Для синтеза алгоритма, выделения области проективного покрытия растений и фона необходимо знать статистические и геометрические характеристики изображений указанных областей. Из гистограмм яркости оцифрованного цветного изображения проективного покрытия следует, что в них нет ярко выраженных мод, соответствующих областям статистически неоднородного фона и проективному покрытию растений, поэтому прямое использование известных гистограммных методов сегментации разноярких областей с глобальным порогом [4,5] для задач разделения двух классов объектов не представляется возможным.

На рис. 2 в виде трехмерного графика дана оценка яркостной составляющей фона для наблюдаемого снимка. Из графика видно, что яркость фона обладает значительным статистическим разбросом значений, а также пространственной неоднородностью статистических характеристик. Поэтому яркостная составляющая не является существенным селективным признаком для объектов исследуемого класса изображения.

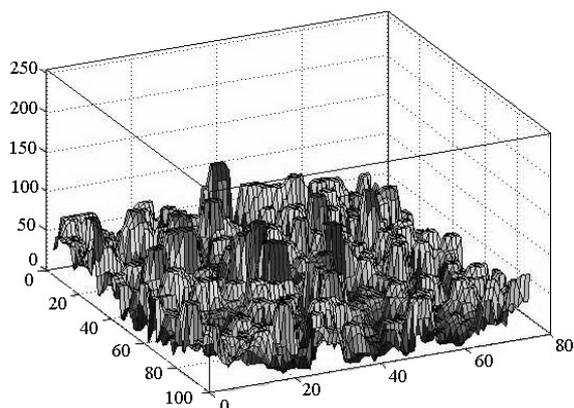


Рисунок 2 – Оценка яркости фона для полученного снимка

Основные статистические характеристики фона на изображениях, принадлежащих классу изображений покрытия, приведены в табл. 1. Объем выборки составляет  $0,48 \cdot 10^6$  точек.

Таблица 1

Сред. знач. яркости	Медиана яркости	Мода яркости
136	138	144
Мин. знач. яркости	Макс. знач. яркости	Дисперсия
0	255	1817
СКО	Кэф. асимметрии	Кэф. эксцесса
42,6	-0,19	-0,33

Анализ полученных статистических данных наблюдаемых изображений позволяет сделать следующие выводы. Средняя яркость объектов фона изменяется в диапазоне от 0 до 255, а значение  $\sigma = 42,6$  не противоречит правилу  $3\sigma$ . Исследуемые объекты листья растений имеют ярко выраженную эллиптическую форму, а границы перехода «лист/фон» выделяются высокой контрастностью. Статистически неоднородный фон не имеет четко выраженной формы и не может рассматриваться как замкнутый объект, для цветового тона характерен большой статистический разброс значений яркости. Некоторые объекты фона имеют цветовой тон, сходный с исследуемым объектом.

На рис. 3 приведен выборочный закон распределения вероятности, а интегральная функция распределения на рис. 4, построенные по значениям яркости фона исследуемой выборки изображений, также приведен нормальный закон при таких же значениях математического ожидания и дисперсии.

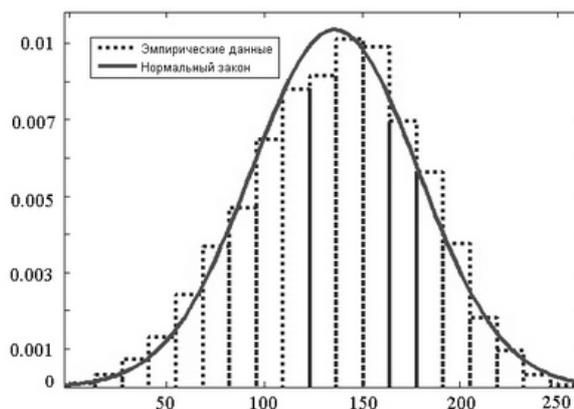


Рисунок 3 – Выборочный закон распределения вероятности

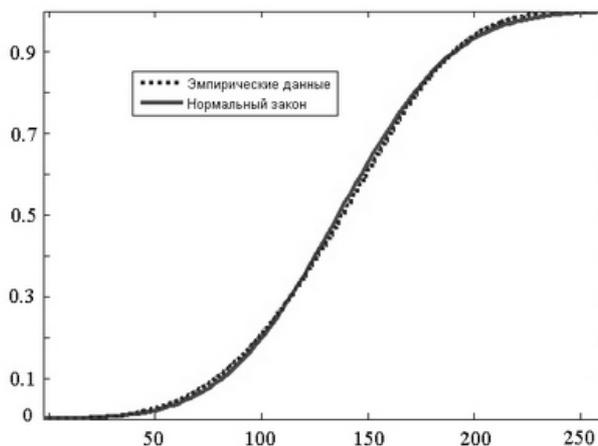


Рисунок 4 – Интегральная функция распределения

Вычислительная эффективность и большой объем выборки [6], обосновывают, для проверки нормальности статистического распределения

яркости фона, использование критерия согласия Колмогорова. Величина критерия  $\lambda$  рассчитывается по формуле:

$$\lambda = \sqrt{n} \left( \max_{\forall x} |F_x(x) - \tilde{F}_x(x)| \right), \quad (1)$$

где  $\tilde{F}_x(x)$  – выборочная эмпирическая функция распределения,  $F_x(x)$  – выборочная теоретическая функция распределения и  $n$  – объем выборки. Для доверительной вероятности  $\alpha = 0,01$  величина квантиля распределения  $\lambda_\alpha = 1,628$  (табличное значение), а значение статистики, рассчитанной по формуле (1), составляет  $\lambda = 0,026$  (при  $n = 0,48 \cdot 10^6$  точек).

Поэтому, так как  $\lambda_\alpha > \lambda$ , гипотезу о нормальном законе распределения фона для изображения этого класса не отвергаем.

Коэффициент асимметрии Пирсона

$$As = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^3 * n_i}{\sigma^3 \sum_{i=1}^m n_i} = -0.19, \quad (2)$$

где  $m$  – число групп,  $\bar{x}$  – среднее значение и  $n_i$  – частота, показывает незначительную левостороннюю асимметрию. А показатель эксцесса

$$Ex = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^4 * n_i}{\sigma^4 \sum_{i=1}^m n_i} - 3 = -0.33. \quad (3)$$

указывает на незначительную плосковершинность распределения.

В целом можно сделать вывод, что уровень яркости фона неоднородный и не имеет характерной, четко выраженной структуры.

### Выбор цветового пространства

Большинство современных цветовых моделей ориентированы либо на устройства цветовоспроизведения, либо на определенные прикладные задачи, когда работа с цветом является непосредственной целью. Аппаратно-ориентированными цветовыми моделями, наиболее часто используемыми на практике, являются модель RGB для цветных мониторов и широкого класса цветных видеокамер, модели CMY и CMYK для цветных принтеров и модель HSI, которая хорошо соответствует цветовосприятию человека. Последняя модель обладает также тем преимуществом, что она разделяет цветовую и яркостную информацию на изображении и поэтому дает возможность применять раздельную обработку компонент цвета.

В работах [7-11] отмечается, что решение большинства прикладных задач зависит от выбора цветового пространства. Такой выбор также определяет набор методов и процедур при обработке исходных данных.

На рис. 5 для иллюстрации даны представления исследуемых изображений объектов и фона в трех классических цветовых пространствах: HSV, RGB и YCbCr.

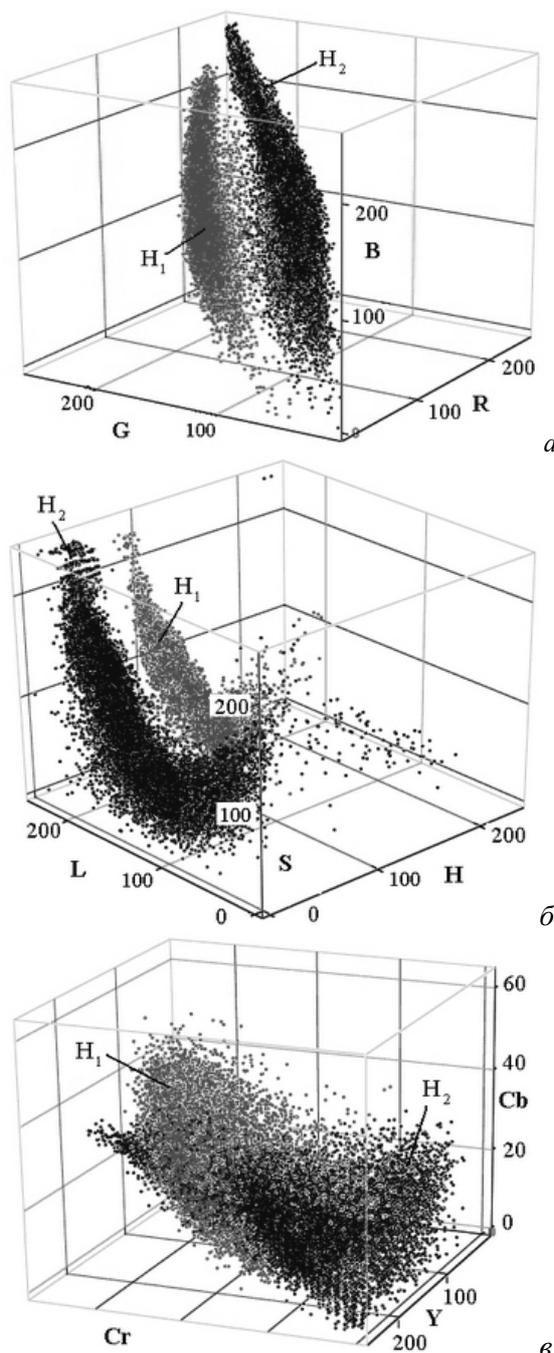


Рисунок 5 – Выборочные законы распределения объектов «фон/проективное покрытие» в разных цветовых пространствах: а – RGB, б – HSV и в – YCbCr

Были также исследованы представления в пространствах XYZ, UVW, YIQ.

Сравнительный анализ по исследованным цветовым пространствам позволяет сделать следующие заключения.

1. Цветовое пространство YCbCr невозможно использовать для разделения рассматриваемых объектов, так как эти пространственные распределения существенно взаимно пересекаются (больше чем на 30-40%).

2. Цветовое пространство HSV и его модификации (HSL, HSI, HSB) потенциально возможно использовать для создания алгоритмов сегментации на их основе. Однако из-за несимметричной формы кластеров, образуемых объектами и фоном, синтез решающего правила (например, по методу потенциальных функций [12]) или само решающее правило (например, ближайшего соседства) имеют низкую вычислительную эффективность.

3. Цветовые пространства XYZ, UVW, YIQ потенциально возможно использовать для создания алгоритмов сегментации на их основе. При этом доля взаимного пересечения кластеров объектов и фона составляет более чем 10%.

4. Цветовое пространство RGB наилучшим образом подходит для синтезируемого алгоритма цветовой сегментации, поскольку представления объектов и фона образуют слабо пересекающиеся кластеры. Пространственные кластеры наиболее симметричны и вытянуты вдоль вектора яркости. Таким образом, яркость для сегментации мало информативна. Эти свойства пространства теоретически должны обеспечить наибольшую точность сегментации изображения и оценки относительной площади проективного покрытия растений.

Для вычисления относительной площади покрытия по их изображению необходимо относительно каждого элемента разрешения проверить сложную гипотезу и принять обоснованное решение – отнести элемент к фрагменту заданной растительности (гипотеза  $H_1$ ) или к фону (гипотеза  $H_2$ ).

При использовании в качестве дискриминационных признаков данных о цвете пикселей для построения оптимального или квазиоптимального (в байесовском смысле) алгоритма принятия решения важно знать законы распределения вероятностей цвета  $\mathbf{I} = \{I_R, I_G, I_B\}$  полезных и фоновых пикселей в цветовом пространстве.

На рис. 5, а приведены выборочные условные законы распределений цвета  $W(\mathbf{I}|H_1)$  и  $W(\mathbf{I}|H_2)$  для обеих гипотез в RGB пространстве.

Видно, что статистически неоднородный фон и растительные насаждения выделяются в слабо перекрывающиеся пространственные кластеры. Их вытянутый вдоль диагонали цветового куба характер объясняется неравномерной освещенностью полезных объектов и фона, что говорит о неинформативности яркости. В связи с этим для упрощения алгоритма сегментации предлагается использовать проекции данных распределений  $W(\mathbf{I}'|H_1)$  и  $W(\mathbf{I}'|H_2)$  на плоскость равной яркости, заданную уравнением (рис. 6):

$$A(x - x_0) + B(y - y_0) + C(z - z_0) = 0, \quad (4)$$

где  $(x_0, y_0, z_0)$  — начало координат в декартовой системе,  $\mathbf{n}(A, B, C)$  — вектор, перпендикулярный к плоскости.

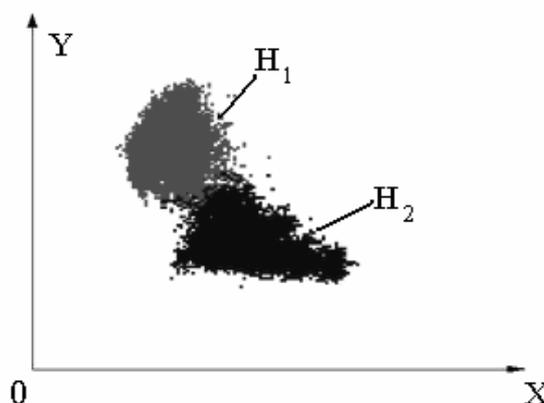


Рисунок 6 – Проекция на секущую плоскость выборочных законов в RGB пространстве

Расчет средних значений  $\bar{\sigma}_{H_1}, \bar{\sigma}_{H_2}$  выборочных дисперсий  $\sigma_x^{H_1}, \sigma_y^{H_1}$  и  $\sigma_x^{H_2}, \sigma_y^{H_2}$  показывает, что  $\bar{\sigma}_{H_1} = 28,91$ , а  $\bar{\sigma}_{H_2} = 29,07$ , поэтому можно считать что  $\bar{\sigma}_{H_1} \approx \bar{\sigma}_{H_2}$ .

Для синтеза байесовского алгоритма сегментации с эффективной в вычислительном плане минимальной достаточной статистикой аппроксимируем указанные распределения  $W(\mathbf{I}'|H_1)$  и  $W(\mathbf{I}'|H_2)$  нормальным законом распределения [12]:

$$W(\mathbf{I}', i) = c \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{I}' - \mathbf{I}_i\|^2}{2\sigma^2} \right\}, \quad (5)$$

где  $\mathbf{I}'$  – вектор двумерной проекции цвета анализируемого пикселя,  $i$  – номер проверяемой гипотезы,  $\mathbf{I}_i$  – координаты центра соответствующего распределения цвета,  $\|\bullet\|$  – норма вектора,  $c$  – нормировочный множитель.

Так как выборочные дисперсии проекций исследуемых классов приблизительно равны

(рис. 6), то будем аппроксимировать данные двумерные распределения гауссовскими функциями (10) с равными параметрами рассеяния  $\sigma$  (рис.7).

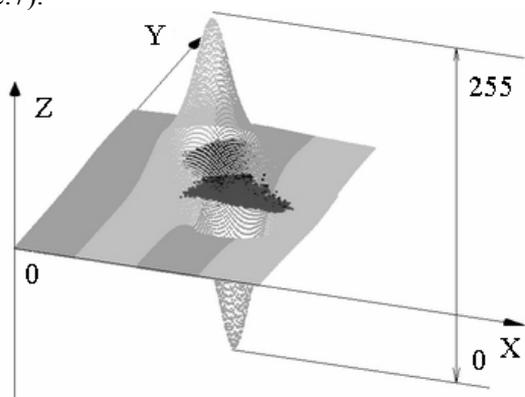


Рисунок 7 – Проекция на секущую плоскость выборочных законов в RGB пространстве

#### Синтез алгоритма сегментации

Для выбранной формы аппроксимации распределений оптимальный по критерию максимального правдоподобия (или минимального расстояния в цветовом пространстве) алгоритм принятия решения сводится к следующим шагам:

1) определению проекции цвета текущей точки на выбранную плоскость цветового пространства (рис. 6);

2) вычислению для нее величины отношения правдоподобия

$$\lambda(x, y) = \frac{W(\mathbf{I}'(x, y)|H_1)}{W(\mathbf{I}'(x, y)|H_2)}, \quad (6)$$

где  $(x, y)$  — координаты пикселя в кадре изображения;

3) нормировке поля отношений правдоподобия к 255 градациям серого для возможности визуализации (рис. 8);

4) пороговой обработке нормированного изображения  $\lambda(x, y)$  (см. рис.9),

$$U(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } \lambda(x, y) \geq \lambda_{\text{пор}} \\ 0, & \text{если } \lambda(x, y) < \lambda_{\text{пор}} \end{cases} \quad (7)$$

Так как средние значения дисперсий выборочных законов  $\bar{\sigma}_{H_1} = \bar{\sigma}_{H_2}$ , а любой пиксель изображения относится к одному из объектов, то вероятности  $P_{H_1} = P_{H_2}$ .

Значением порога, оптимального при таких условиях, будет среднее арифметическое математических ожиданий распределений [13]. Поэтому  $\lambda_{\text{пор}} = 127$ , где  $\lambda \in [0 \dots 255]$ .

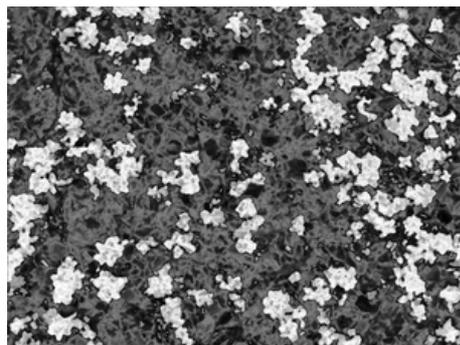


Рисунок 8 – Нормировка изображения  $\lambda(x, y)$

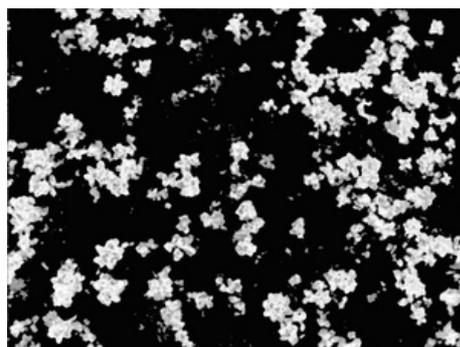


Рисунок 9 – Результат сегментации

Следует отметить, что результат сегментации содержит статистические ошибки, вызванные случайным характером шумов и фона. С целью снижения вероятности ошибок в программной реализации рассмотренных алгоритмов введена возможность ручной коррекции результатов сегментации.

#### Характеристики работы алгоритма

Для оценки эффективности функционирования программной реализации полученного алгоритма проведена серия экспериментов для нахождения средних ошибок первого и второго рода [14]. Также проведено сравнение результатов (табл. 2) по данным оценкам с известными алгоритмами сегментации [13].

Методом экспертных оценок было получено эталонное изображение  $\mathbf{G}$ , его математическая модель состоит из двух уровней яркости:  $\mathbf{I}_1 = 0$  – области фона и  $\mathbf{I}_2 = 255$  – области проективного покрытия. Для этого эксперт, используя редактор растровой графики, закрасивал области проективного покрытия в белый цвет, а области фона в черный цвет.

Далее производилось сравнение результатов с изображением автоматической сегментации  $\mathbf{T}$ . При использовании критерия максимального правдоподобия вероятность ошибки первого рода составила

$$F = \frac{S_1(\mathbf{T})}{S_2(\mathbf{G})}, \quad (8)$$

а вероятность ошибки второго рода

$$M = 1 - \frac{S_3(\mathbf{T}, \mathbf{G})}{S_4(\mathbf{G})}, \quad (9)$$

где  $S_1(\mathbf{T})$  – площадь участков фона, ошибочно отнесенных к интересующему типу объектов в  $\mathbf{T}$ ,  $S_2(\mathbf{G})$  – площадь фона эталонного изображения,  $S_3(\mathbf{T}, \mathbf{G})$  – площадь правильно сегментированных полезных объектов  $\mathbf{T}$  в  $\mathbf{G}$ ,  $S_4(\mathbf{G})$  – площадь полезных объектов в эталонном изображении.

Таблица 2

Алгоритмы сегментации	$F$	$M$
Алгоритм сегментации с глобальным порогом	0,251	0,066
Алгоритм сегментации k-средних	0,535	0,032
Алгоритм сегментации по водоразделам	0,072	0,174
Алгоритм сегментации на основе связанных контуров	0,112	0,242
Автоматическая сегментация созданного алгоритма	0,013	0,091

Из данных сравнения алгоритмов сегментации (таблица 2) следует, что созданный алгоритм имеет минимальную ошибку первого рода  $F = 0,013$  и приемлемое значение ошибки второго рода  $M = 0,091$ .

### Заключение

Предложенные алгоритм и его программная реализация позволяют автоматизировать процесс сегментации изображений проективного покрытия растений и могут служить готовым инструментом при решении исследовательских и инженерных задач.

Реализуемый в программе алгоритм является оптимальным по критерию максимального правдоподобия. Он обеспечивает для критерия максимального правдоподобия при отсутствии масштабных пространственных искажений на исследуемых сценах среднюю вероятность 0.91 правильных решений для рассмотренных классов объектов и при этом обладает высокой вычислительной эффективностью (порядка 150 млн операций типа сложение/умножение для цветного изображения 1024x768, что на современном процессоре Intel Core составляет менее 1 секунды). Сравнительный анализ, проведенный с общеизвестными алгоритмами и синтезированным алгоритмом сегментации для данного класса

изображений, доказывает свою эффективность по точностным показателям. Для исключения статистических выбросов, связанных с неоднородностью фона, на котором производится выделение искомым объектов, в программе предусматривается ручная коррекция результатов автоматического анализа, а для инвариантности к классу сегментируемых объектов и условиям наблюдения введена процедура интерактивного обучения.

Данная программа имеет свидетельство об официальной регистрации программ для ЭВМ ФСИСПТЗ РФ №2007610624.

### Библиографический список

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Кн.1,2. — М: Мир, 1982.
2. Яковлев Г.П., Блинова К.Ф. Растения для нас. — СПб: Учебная книга, 1996. — 654 с.
3. Кревецкий А.В. Обработка изображений в системах ориентации летательных аппаратов. — Йошкар-Ола: МарГТУ, 1998. — 149 с.
4. Бакут П.А., Колмогоров Г.С., Ворновицкий И.Э. Сегментация изображений. Методы пороговой обработки// Зарубежная радиоэлектроника. — 1987. — №10. — С.6—24.
5. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов// Я.А. Фурман, А.В. Кревецкий, А.К. Передреев, и др.; под ред. Я.А.Фурмана. — 2-е изд. — М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. — 592 с.
6. Кремер Н.Ш. Теория вероятностей и математическая статистика. — М.: 2000. Стр. 365 - 368.
7. Комплекснозначные и гиперкомплексные системы в задачах обработки многомерных сигналов// Я.А. Фурман, А.В. Кревецкий и др.; под ред. Я.А. Фурмана. - М.: ФИЗМАТЛИТ, 2004. - 456 с.
8. Yu-Jin Zhang. Advances in image and video segmentation. - IRM Press: Beijing, 2006. - 473 p.
9. Hongyu Li, Vladimir Bochko, Timo Jaaskelainen, Jussi Parkkinen, I-fan Shen. Spectral Color Natural-Image Segmentation under Illuminant F11// Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies. Vol. 1 2008. P. 405-408.
10. A. Kaarna. Color space from non-negative tensor factorization of munsell spectra// Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies. Vol. 1 2008. P. 242-245.
11. Чочиа П. А. Сглаживание цветных изображений при сохранении контуров на основе анализа расстояний в цветовом пространстве// Математические методы распознавания образов, ММРО-13. — Москва, 2007. —С. 256-258.
12. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. — М.: Мир, 1978. — 401 с.
13. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2005. — 1072 с.
14. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике для научных работников и инженеров. — М.: Наука, 1984. — 832 с.