

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ОБРАБОТКИ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ БИОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ НАЗЕМНОЙ ЛЕСНОЙ ТАКСАЦИИ

Ю.А. Ипатов МарГТУ г. Йошкар-Ола

Введение. В последние годы значительно возрос интерес к цифровым методам обработки изображений и распознавания образов во многих отраслях научно-технической деятельности человека. Так использование автоматизированных подходов при решении таких задач как обнаружение, распознавание и измерение параметров объектов на сложном статистически неоднородном фоне, позволяет существенно сократить время проведения исследования, при этом повысить эффективность и надежность принимаемых решений [1].

Несмотря на большое количество подходов в области обработки биологических изображений, таких как медицина, аэрокосмические и дистанционное зондирование земли, биометрические параметры к настоящему времени отсутствуют универсальные подходы, которые могли быть использованы для её решения в различных прикладных областях [2]. Поэтому задача разработки эффективных методов анализа биологических изображений на сложном и неоднородном фоне продолжает оставаться актуальной.

В лесном комплексе страны для определения основных таксационных параметров: относительная полнота древостоя, процент проективного покрытия растений и освещенность верхнего яруса леса используются неавтоматизированные методы, что требует больших временных и финансовых затрат для проведения такого рода исследований. В данной работе синтезируются алгоритмы обработки изображений макросъемок биологических объектов, и создается программный комплекс для задач автоматизации анализа и оценки рассмотренных параметров.

Анализ статистических характеристик. Основные типы изображений для задач таксационных измерений приведены на рис. 1. Для изображений (рис. 1, а) характерны следующие особенности: 1) наличие разнотекстурных областей (ранней и поздней древесины) и отличаются средним уровнем яркости, геометрическими размерами и масштабом клетчатой текстуры; 2) внутренняя структура однородных областей является клетчатой со значительными яркостными перепадами на границе отдельных клеток; 3) пространственное положение и геометрические

размеры границ между текстурами не строго регулярное, все изображение содержит аддитивные яркостные шумы.

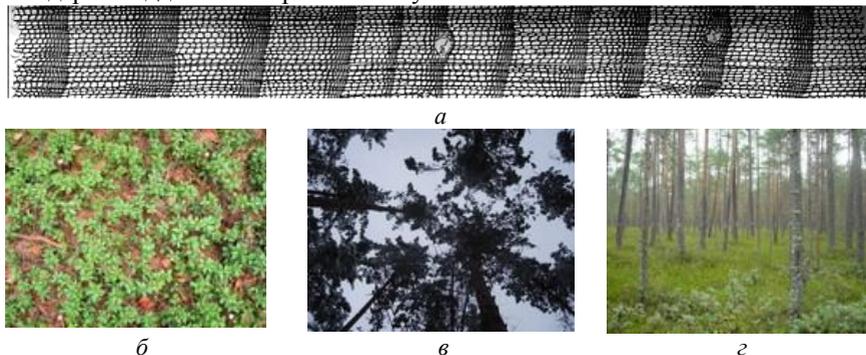


Рис.1. Цифровые изображения для наземных таксационных измерений: *а* – поперечный микроспил древесины, *б* – лиственный покров растений, *в* – кроны деревьев верхнего яруса и *г* – стволы деревьев на перспективных изображениях лесных массивов.

Так для изображений лиственного покрова (рис. 1, б) наблюдаются следующие особенности: 1) яркость фона обладает значительным статистическим разбросом значений, а также пространственной неоднородностью статистических характеристик; 2) исследуемые объекты – листья растений имеют ярко выраженную эллиптическую форму, а границы перехода «лист/фон» выделяются высокой контрастностью; 3) некоторые объекты фона имеют цветовой тон, сходный с исследуемым объектом. Для изображений (рис. 1, в) визуально выделяются области с двумя уровнями яркости, которые можно трактовать как «светлый» – участки, через которые поступает солнечный свет, «темный» – область верхних ярусов леса. Изображения стволов деревьев (рис. 1, г) характеризуются значительной дисперсией обусловленной наличием статистически неоднородного фона, который по уровню яркости смешен со стволами исследуемого древостоя.

Анализ полученных зависимостей АКФ выборочных областей для изображений древесных спилов и деревьев на перспективных изображениях лесных массивов показывает, что интервалы корреляции яркостных отсчетов внутри данных областей приблизительно равны одному элементу изображения, то есть могут считаться, статистически независимы. Амплитудные спектры выборочных яркостных отсчетов показывают, что у данного типа изображений периодических составляющих. Проведена оценка законов распределения яркостных отсчетов фонов для каждого типа изображений с объемом выборки по $2,4 \cdot 10^7$ точек. Для изображений лиственного покрова растений и стволов

деревьев на перспективных изображениях лесных массивов яркостные отчеты подчиняются нормальному закону распределения. Так закон распределения случайной величины отсчетов фона, сцен крон деревьев верхнего яруса, рассчитанный по методу кривых Пирсона [3], подчиняется закону:

$$\varphi(x) = \varphi_0 (1 + x/a_1)^{m_1} (1 - x/a_2)^{m_2} \quad (1)$$

Для микроспиллов древесины закон распределения случайной величины для яркостных отсчетов фона определяется уравнением:

$$\delta(x) = \delta_0 \left(1 + (x - \alpha)^2 / a^2\right) \exp(-\text{varctg}((x - \alpha)/a)) \quad (2)$$

Исследованные статистические, корреляционные и спектральные характеристики позволяют принять теоретические модели изображений и синтезировать оптимальные алгоритмы по выделению и анализу исследуемых параметров.

Синтез алгоритмов обработки биологических изображений.

Основываясь на полученных характеристиках изображений, принимаем следующую статистическую модель наблюдения для изображений микроспиллов древесины и древостоя на перспективных изображениях лесных массивов: $\mathbf{z} = \mathbf{s} + \mathbf{n}$, где \mathbf{s} – эталонное изображение, \mathbf{n} – шумовая составляющая изображения. Для зарегистрированного изображения \mathbf{z} условную плотность можно рассматривать как функцию правдоподобия неизвестного параметра x_0

$$w(\mathbf{z}, x_0) = \prod_{x=0}^{X-1} \prod_{y=0}^{Y-1} \{f(x)|x_0\} \quad (3)$$

значение, которого требуется оценить. Прием детерминированного сигнала на фоне белого шума оптимальным в байесовском смысле является устройство на основе согласованного фильтра, формирующего монотонное преобразование от функции правдоподобия, и устройства выбора максимума [4]. Оптимальный алгоритм обнаружения осуществляет накопление яркостных отсчетов вдоль линии границ и осуществляет согласованную фильтрацию накопленной строки яркости.

Так максимумов может быть несколько, то их поиск осуществляется по равенству нулю первой производной (первой разности) и отрицательному значению второй производной (второй разности) g_x . Так на рис. 2 и рис. 3 представлены схемы согласованной фильтрация для идеальных и реальных данных для изображений (рис. 1, а и г).

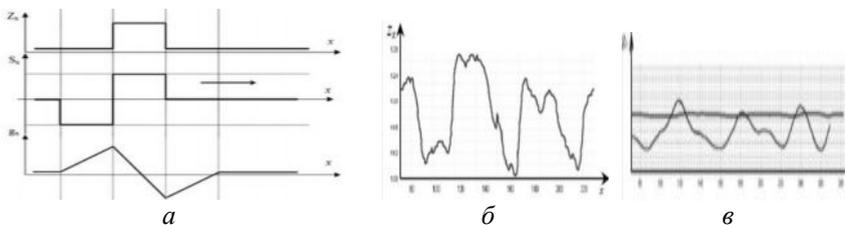


Рис. 2. Для изображений микроспиллов древесины: *a* — идеализированный импульс яркости; изображение сигнала, с которым согласована импульсная характеристика фильтра; отклик фильтра на идеализированный импульс яркости, *б* — распределение усредненной по вертикали яркости изображения, *в* — отклик фильтра для реального сигнала.

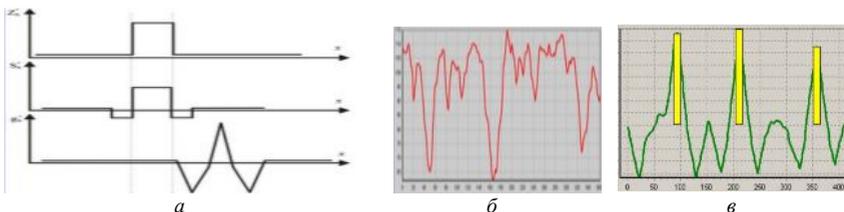


Рис. 3. Для изображений стволов деревьев: *a* — идеализированный импульс яркости; изображение сигнала, с которым согласована импульсная характеристика фильтра; отклик фильтра на идеализированный импульс яркости, *б* — распределение усредненной по вертикали яркости изображения, *в* — отклик фильтра для реального сигнала.

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

Для синтеза байесовского алгоритма сегментации с эффективной в вычислительном плане минимальной достаточной статистикой аппроксимируем распределения (рис. 4, *б*) $w(\Gamma|H_1)$ и $w(\Gamma|H_2)$ нормальным законом распределения [5]:

$$w(\Gamma, i) = c \exp\left\{-\frac{\|\Gamma - \mathbf{I}_i\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (4)$$

Так как выборочные дисперсии проекций исследуемых классов приблизительно равны (рис. 4, *б*), то будем аппроксимировать данные двумерные распределения гауссовскими функциями (4) с равными параметрами рассеяния.

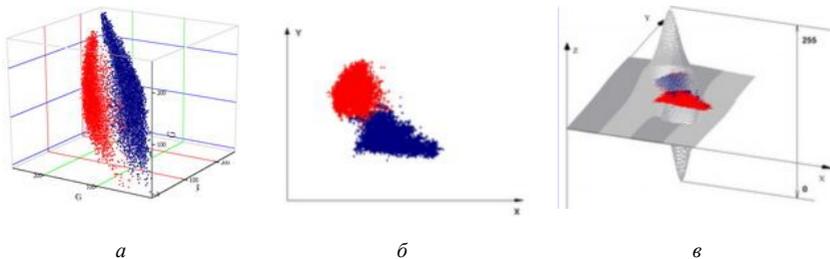


Рис. 4. Выборочные законы распределения объектов «фон/проективное покрытие»: *а* – в RGB пространстве, *б* – проекция на секущую плоскость выборочных законов, *в* – аппроксимация выборочных распределений функцией (4)

Для выбранной формы аппроксимации распределений оптимальный по критерию максимального правдоподобия (или минимального расстояния в цветовом пространстве) сводится к следующим шагам: 1) определению проекции цвета текущей точки на выбранную плоскость цветового пространства (рис. 4, *б*); 2) вычислению для нее величины отношения правдоподобия

$$\lambda(x, y) = \frac{W(\mathbf{I}'(x, y)|H_1)}{W(\mathbf{I}'(x, y)|H_2)}, \quad (5)$$

где (x, y) — координаты пикселя в кадре изображения, 3) нормировке поля отношений правдоподобия к 255 градациям серого для возможности визуализации; 4) пороговой обработке нормированного изображения $\lambda(x, y)$:

$$U(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } \lambda(x, y) \geq \lambda_{\text{пор}} \\ 0, & \text{если } \lambda(x, y) < \lambda_{\text{пор}} \end{cases} \quad (6)$$

Значение порога оптимального по названному критерию [6] составляет $\lambda_{\text{пор}} = 127$; $\lambda_{\text{пор}} \in [0 \dots 255]$, когда величина отношения правдоподобия $\lambda(x, y) = 1$, поскольку условные законы распределений цвета имеют одинаковые дисперсии.

Анализ статистических свойств изображений просвета крон деревьев верхнего яруса позволяет рассматривать гистограмму яркости, как оценку плотности распределения вероятностей $p(k)$:

$$p(k) = P_1 p_1(k) + P_2 p_2(k), \quad (7)$$

где $p_1(k)$ и $p_2(k)$ яркость пикселей деревьев верхнего яруса и просвета солнечной энергии, и P_1, P_2 – априорные вероятности соответственно. Предполагается, что $P_1 = P_2 = 0,5$ и аппроксимируем $p_1(k), p_2(k)$ –

нормальным законом, тогда значение оптимально порога вычисляется по формуле:

$$AT^2 + BT + C = 0, \quad (8)$$

Поскольку было определено, что $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$, то рассматриваемое уравнение будет иметь один корень, а следовательно, только одно значение оптимально порога:

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{\sigma^2}{\mu_1 - \mu_2} \ln\left(\frac{P_2}{P_1}\right). \quad (9)$$

Оптимальный порог равен среднему арифметическому математических ожиданий распределений.

Разработан программный комплекс, реализующий указанные алгоритмы. Показано, что при использовании современных персональных ЭВМ весь комплекс разработанных алгоритмов выполняется за время, не более 0,5 сек. Практическое значение результатов работы определяется тем, что они позволяют автоматизировать дендрохронологические измерения, провести оценку площади просвета через кроны деревьев, вычислить удельный вес биомассы растений, найти объем технологической древесины на заданном участке, определить биохимические характеристики лесных массивов. При этом разработанные программные реализации алгоритмов, существенно выигрывают по времени проведения исследований, в среднем на два порядка, обеспечивая их объективность при сохранении заданной точности результатов измерений.

Список литературы

1. Tinku Acharya, Ajoy K. Ray. Image Processing Principles and Applications. Hoboken: A Wiley Interscience Publication, 2005. – 451 p.
2. Semmlow J.L. Biosignal and biomedical image processing. – New York: Marcel Dekker, Inc., 2004. – 443 p.
3. Митропольский А.К. Техника статистических распределений. – М.: НАУКА, 1971.
4. Казаринов Ю.М. Радиотехнические системы. – М.: Высшая школа, 1990. – 496 с.
5. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. – Москва: Мир, 1978. – 401 с.
6. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – Москва: Техносфера, 2005. – 1072 с.