

Определение степени плотности кроны сосны с использованием локальных бинарных шаблонов

А.С. Пятаев^{1,2}, А.В. Пятаева^{1,3}, Р.В. Брежнев³

¹Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева, пр. им. газеты “Красноярский рабочий” 31, Красноярск, Россия, 660037

²Филиал ФБУ «Рослесозащита» – «ЦЗЛ Красноярского края», Академгородок 50а, корп. 2, Красноярск, Россия, 660036

³Сибирский федеральный университет, пр. Свободный 79, Красноярск, Россия, 660041

Аннотация. Грамотная оценка санитарного состояния насаждения позволяет планировать различные мероприятия по защите леса. Автоматизированная оценка категории состояния дерева может быть выполнена с использованием нечеткой логики, при этом ключевую роль играет такая характеристика как степень плотности кроны. В работе предложен алгоритм автоматической оценки степени плотности кроны с использованием локальных бинарных шаблонов. Гистограммы фрагментов кроны различной густоты строятся на базе равномерных шаблонов, в качестве меры различия двух гистограмм использовано расстояние Кульбака-Лейблера. Экспериментальные исследования, проведенные на 1636 изображениях фрагментов кроны, подтверждают эффективность применения локальных бинарных шаблонов к задаче оценки степени плотности кроны.

1. Введение

Оценка санитарного состояния лесных насаждений позволяет запланировать экономически и экологически целесообразную систему действий по защите леса, включающую в себя различные санитарно-оздоровительные мероприятия. На исследуемом участке леса такая оценка выполняется на основе определения категории состояния отдельных деревьев. Категория состояния дерева может варьироваться от первой (здоровое дерево) до шестой (старый сухостой). Категории состояния дерева могут принимать значения:

1. здоровые (без признаков ослабления);
2. ослабленные;
3. сильно ослабленные;
4. усыхающие;
5. свежий сухостой;
6. старый сухостой.

В настоящее время категория состояния дерева определяется специалистом-лесопатологом при личном обследовании каждого дерева, что требует значительных человеческих и экономических ресурсов. Качество оценки категории состояния напрямую зависит от квалификации лесопатолога, часто, оценки, данные разными специалистами, могут быть различными. Это обусловлено субъективными характеристиками, на основе которых

принимается решение о категории состояния конкретного дерева. Например, для второй категории состояния исследуемое дерево должно отвечать следующим требованиям: крона разреженная; хвоя светло-зеленая; прирост уменьшен, но не более чем наполовину; отдельные ветви засохли. Поэтому для автоматической оценки категории состояния дерева предложен подход на основе нечеткой логики [1, 2], позволяющий учесть субъективность суждений специалистов-лесопатологов. На вход нечеткого логического контроллера поступают такие характеристики как степень плотности кроны, прирост, степень усыхания ветвей, отпад коры, цвет хвои. Оценить в автоматическом режиме степень прироста, отпад коры и цвет хвои не всегда возможно, так как качество изображений может исказить истинный цвет, затрудняя оценку характеристик дерева, основанных на цветовых характеристиках. В связи с этим, ключевой характеристикой для оценки категории состояния сосны с использованием технологий компьютерного зрения является оценка степени плотности кроны. Степень плотности кроны может принимать значения:

1. густая,
2. разреженная,
3. ажурная,
4. сильно ажурная,
5. отсутствует.

Как правило, переход от одной степени плотности кроны определяет переход от одной категории состояния дерева к другой.

2. Алгоритм оценки степени плотности кроны

Для вычисления степени плотности кроны в настоящей работе предложен метод оценки текстурных характеристик изображения на базе локальных бинарных шаблонов. Оператор вычисления локальных бинарных шаблонов (Local Binary Pattern – LBP) впервые представленный Ojala и др. [3] является быстрым, удобным и часто применяемым методом анализа текстур. Оператор LBP используется как составная часть многих классификаторов [4-9]. Несмотря на большой успех приложения LBP во многих задачах, обычный оператор LBP имеет недостатки, такие как: чувствительность к повороту изображения и шуму, потеря локальной текстурной информации и невозможность обнаруживать крупномасштабные текстурные структуры [10]. Кроме перечисленных недостатков, гистограммы LBP, построенные классическим способом являются громоздкими, что может замедлять скорость обработки изображений. Для преодоления этих проблем в настоящее время существует множество вариаций локальных бинарных шаблонов. Таким решением может быть использование расширенных бинарных шаблонов – Extended Local Binary Patterns (ELBP) [11], благодаря подсчету особых бинарных строк (равномерных шаблонов) и построению гистограмм на их основе. Расширенные локальные бинарные шаблоны вычисляются согласно выражению:

$$ELBP (P) = \sum_{n=0}^7 s(I_n - I_c) \cdot 2^n \quad (1)$$

где $s(x) = 1$, если $x \geq 0$ и $s(x) = 0$ в противном случае, I_n и I_c – яркости текущего и центрального пикселей, представляющие собой значение компоненты Y из цветового пространства YUV. Как видно из выражения (1) вычисление бинарного кода ELBP совпадает с вычислением классического кода локальных бинарных шаблонов. Отличие расширенных бинарных шаблонов от классических состоит в способе построения гистограмм по полученным бинарным строкам. Расширенные локальные бинарные шаблоны позволяют учесть такие особенности изображения, как концы линий, грани, углы и пятна, отводя под каждую из таких особенностей отдельный столбец гистограммы. Таким образом, каждый столбец гистограммы описывает одну особенность изображения, определяемую равномерным кодом ELBP. Равномерными являются такие шаблоны, в которых число переходов в бинарном коде от нуля к единице не больше трех. Примеры равномерных кодов ELBP показаны на рисунке 1.

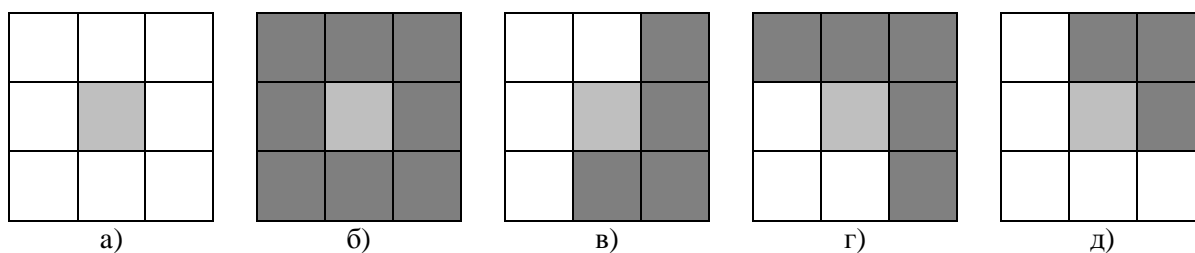


Рисунок 1. Равномерные шаблоны: (а) – темное пятно; (б) – светлое пятно; (в) – край; (г) – светлый угол; (д) – темный угол.

Общее количество таких кодов, с учетом циклических сдвигов равно пятидесяти восьми. Для всех неравномерных шаблонов при построении гистограммы отводится отдельный столбец.

3. Экспериментальные исследования

Для проведения экспериментальных исследований использовано 228 изображений сосны различных размеров. Все изображения экспертно разбиты по категориям санитарного состояния. Минимальный размер изображения составил 396×452 пикселей. Примеры использованных изображений приведены на рисунке 2.



Рисунок 2. Примеры использованных изображений сосны.

Перед началом тестирования была подготовлена выборка образцов фрагментов кроны разной густоты. Примеры изображений фрагментов кроны показаны на рисунке 3. Размер образцов 50×50 пикселей. На первоначальном этапе анализа объекты фона на изображениях деревьев удаляются методом пороговой обработки с глобальным порогом [12]. Далее изображение разбивается на части 50×50 пикселей. Каждая такая часть сравнивается с образцами. Сравнение происходит следующим образом: по фрагменту строится гистограмма и эта гистограмма сравнивается с гистограммами образцов. Фрагменту присваивается степень густоты ближайшего образца. В качестве меры различия гистограмм использовано расстояние Кульбака-Лейблера, вычисляемое следующим образом:

$$D_{K,L}(f, g) = \sum_{m=1}^{P(P-1)+3} f_m \ln \frac{f_m}{g_m}, \quad (2)$$

где f и g – гистограммы фрагмента и образца изображения; P – число точек в окрестности ELBP; m – номер столбца. Принятие решения о значении степени густоты кроны исследуемого дерева выполняется путем подсчета количества фрагментов вычисленной густоты с учетом их расположения: низ, верх или середина дерева. Для этого каждому фрагменту присваивается вес. Веса уменьшаются от середины к краям и сверху вниз, далее веса группируются по степени густоты и суммируются. Полученные результаты сортируются от максимального веса к минимальному.



Рисунок 3. Фрагменты кроны сосны разной густоты: (а) – густая; (б) – разреженная; (в) – ажурная; (г) – сильно ажурная; (д) – отсутствующая.

Для более точного отнесения изображения исследуемой текстуры к тому или иному значению степени густоты кроны следует учитывать масштаб и размер, занимаемый сосной на изображении. Примеры гистограмм различных фрагментов кроны, различной густоты, полученные при использовании расширенных локальных бинарных шаблонов, показаны на рисунке 4.

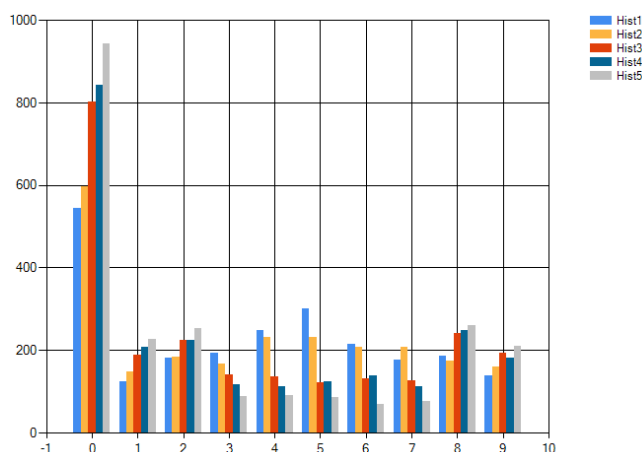


Рисунок 4. ELBP-гистограммы для разных фрагментов кроны.

На рис. 4 условное обозначение «Hist 1» соответствует фрагменту кроны на рис. 2-а, «Hist 2» соответствует фрагменту кроны на рис. 2-б и т.д. Каждый столбец гистограммы от 1 до 9 соответствует инвариантному к вращению номеру равномерного кода расширенного бинарного шаблона. Нулевой столбец представляет собой совокупность всех неравномерных шаблонов для исследуемого фрагмента изображения. Как видно из рисунка 3, при уменьшении густоты кроны происходит увеличение количества неравномерных шаблонов ELBP, то есть таких шаблонов, которые отвечают за уменьшение числа граней на изображении исследуемой текстуры. В работе использовано 1636 фрагментов кроны различной густоты. Для оценки качества работы алгоритма использованы следующие показатели: верно классифицированный образец кроны – true recognition (TR), ложноотрицательное срабатывание – false rate rejection (FRR) и ложноположительное срабатывание – false alert rejection (FAR). Результаты расчета этих показателей при проведении экспериментальных исследований показаны в таблице 1.

Таблица 1. Результаты экспериментальных исследований.

Фрагменты густоты кроны	Локальные бинарные шаблоны			Расширенные локальные бинарные шаблоны		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
густая	90,27	9,73	7,23	98,27	1,73	5,13
разреженная	84,87	15,13	11,75	97,87	2,13	5,78
ажурная	83,85	16,15	12,68	96,85	3,15	4,95
сильно ажурная	83,45	16,55	17,74	95,45	4,55	3,99
отсутствующая	85,34	14,66	10,25	98,34	1,66	2,78

Как показывают результаты экспериментальных исследований, средняя точность отнесения фрагментов кроны с использованием локальных бинарных шаблонов равна 85,6%, при этом с использованием расширенных локальных бинарных шаблонов точность составила 97,5%. При этом, количество ложноположительных и ложноотрицательных срабатываний существенно уменьшается.

4. Заключение

В работе показано применение расширенных локальных бинарных шаблонов к задаче распознавания степени плотности кроны сосны. На основе такой оценки возможно определение санитарного состояния насаждения, что позволит спланировать различные мероприятия по защите леса. Эффективность распознавания степени плотности кроны с помощью расширенных локальных бинарных шаблонов увеличивается почти на 12% по сравнению с обычными локальными бинарными шаблонами.

5. Литература

- [1] Pyataev, A.S. Tree state category identification for boreal area conifers using global features estimation by fuzzy logic approach / A.S. Pyataev, A.Y. Redkin, A.V. Pyataeva // CEUR Workshop Proceedings. – 2019. – Vol. 2391. – P. 211-215.
- [2] Пятаев, А.С. Определение категорий состояний сосны на основе нечеткой логики по визуальным данным / А.С. Пятаев // V международная научная конференция «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли» – Красноярск, 2018. – С. 181-187.
- [3] Ojala, T. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions / T. Ojala, M. Pietikäinen, D. Harwood // Pattern Recognition. – 1996. – Vol. 29(1). – P. 51-59.
- [4] Yuan, F. Encoding pairwise Hamming distances of Local Binary Patterns for visual smoke recognition / F. Yuan, J. Shi, X. Xia, L. Zhang, S. Li // Computer Vision and Image Understanding. – 2019. – Vol. 178. – P. 43-53.
- [5] Xu, Z. Local polynomial contrast binary patterns for face recognition / Z. Xu, Y. Jiang, Y. Wang, Y. Zhou, W. Li, Q. Liao // Neurocomputing. – 2019. – Vol. 355. – P. 1-12.
- [6] Hassaballah, M. Ear recognition using local binary patterns: A comparative experimental study / M. Hassaballah, H.A. Alshazly, A.A. Ali // Expert Systems with Applications. – 2019. – Vol. 118. – P. 182-200.
- [7] Turkoglu, M. Leaf-based plant species recognition based on improved local binary pattern and extreme learning machine / M. Turkoglu, D. Hanbay // Physica A: Statistical Mechanics and its Applications. – 2019. – Vol. 527.
- [8] Wang, Y. Ground-based cloud classification by learning stable local binary patterns / Y. Wang, C. Shi, Ch. Wang, B. Xiao // Atmospheric Research. – 2018. – Vol. 207. – P. 74-89.
- [9] Kaewchote, J. Image recognition method using Local Binary Pattern and the Random forest classifier to count post larvae shrimp / J. Kaewchote, S. Janyong, W. Limprasert // Agriculture and Natural Resources. – 2018. – Vol. 52(4). – P. 371-376.
- [10] Favorskaya, M. Texture analysis in watermarking paradigms / M. Favorskaya, A. Pyataeva, A. Popov // Procedia Computer Science. – 2017. – Vol. 112. – P. 1460-1469.
- [11] Zhou, H. A novel extended local-binary-pattern operator for texture analysis / H. Zhou, R. Wang, C. Wang // Information Sciences. – 2008. – Vol. 178(22). – P. 4314-4325.
- [12] Пятаев, А.С. Сегментация дерева на изображении методом неполной пороговой обработки с глобальным порогом / А.С. Пятаев // XXII Международная научно-практическая конференция «Решетневские чтения» – Красноярск, 2018. – Т. 2. – С. 291-293.

Pine crown density determination using local binary patterns

A.S. Pyataev^{1,2}, A.V. Pyataeva^{1,3}, R.V. Brezhnev³

¹Reshetnev Siberian State University of Science and Technology, Krasnoyarsky Rabochy ave. 31, Krasnoyarsk, Russia, 660037

²Branch of FBI «Russian Centre of Forest Health» – «Centre of Forest Health of Krasnoyarsk Krai», Akademgorodok 50A, buil. 2, Krasnoyarsk, Russia, 660036

³Siberian Federal University, Svobodny pr. 79 Krasnoyarsk, Russia, 660041

Abstract. Competent assessment of the plantation sanitary condition allows you to plan various forest health protection measures. Automation of the tree state category assessment process could be implemented by fuzzy logic. The key role in this process plays such characteristic as the crown density degree. The paper proposes an algorithm for automatic estimating of the crown density degree using local binary patterns. Histograms of crown fragments of various densities are built on the basis of uniform patterns; the Kullback-Leibler distance is used as a measure of the difference between the two histograms. Experimental studies conducted on 1636 images of crown fragments confirm the effectiveness of applying local binary patterns to the task of the crown density degree estimation.