

УДК 004.932.72'1

РАСПОЗНАВАНИЕ КРУГЛЫХ ЛЕСОМАТЕРИАЛОВ С ПОМОЩЬЮ СЛУЧАЙНЫХ РЕШАЮЩИХ ДЕРЕВЬЕВ И ГИСТОГРАММЫ НАПРАВЛЕННЫХ ГРАДИЕНТОВ

Чирышев Ю.В., Атаманова А.С.

ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина», Екатеринбург, e-mail: iurii.chiryshev@mail.ru

В работе изложены результаты исследования проблемы автоматического распознавания круглых лесоматериалов по их фотоизображениям. Данная задача крайне актуальна в деревообрабатывающей отрасли для автоматизированного учета круглых лесоматериалов. В работе выполнен краткий обзор существующих решений по данной тематике, показаны достоинства и недостатки указанных подходов. Предложен метод распознавания бревен на основе гистограммы направленных градиентов, использующий в качестве классификатора алгоритм обучения случайных решающих деревьев. Для оценки качества распознавания приведены результаты исследования детектора при различных параметрах построения дескриптора и классификатора. Экспериментально показано, что оптимальное количество деревьев для задачи распознавания бревен лежит в диапазоне между 64 и 128, а максимальная глубина построения каждого дерева равна 6. Точность предложенного классификатора, обученного с использованием 64 деревьев, составляет 95,4% при величине ложных срабатываний 10^{-3} .

Ключевые слова: компьютерное зрение, машинное обучение, гистограмма направленных градиентов, случайный лес, лесоматериалы, деревообрабатывающая промышленность

ROUND WOOD RECOGNITION USING RANDOM FOREST AND HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS

Chiryshev Yu.V., Atamanova A.S.

Ural Federal University n. a. the first President of Russia B.N. Yeltsin, Ekaterinburg, e-mail: iurii.chiryshev@mail.ru

In this article the results of the round wood recognition problem have been stated. This task is a very important in woodworking industry. The paper provides a brief overview of existing solutions of round wood recognition, highs and lows of these approaches are shown. The pattern recognition technique feature for round timber is described. This technique is based on the histogram of oriented gradients (HOG) and random decision forests classifier. Based on the experiments, the optimal number and maximum height of trees for round timber recognition are found. The analysis of results shows that from 64 trees there is no more appreciable difference between the forests using 128 trees or more. Therefore, we used 64 trees with maximum depth equal 6. Experimental results have demonstrated a detection rate as high as 95,4% with a false-positive rate 10^{-3} .

Keywords: computer vision, machine learning, histogram of oriented gradients, random forest, timber, wood industry

Одной из важнейших задач в системах учета сырья деревообрабатывающей промышленности является измерение геометрических характеристик лесо- и пиломатериалов. Особенно актуальна эта задача для определения количества и объема круглых лесоматериалов, уложенных в штабели, поскольку применяемые в настоящее время ручные методы измерения дают погрешность более 15% [8]. Решение этой проблемы возможно благодаря использованию измерительной системы на основе технического зрения, когда положение, форма и размеры бревен определяются специализированным программным обеспечением по их фотоизображениям. Выбор указанного подхода влечет за собой необходимость решения типичной для систем машинного зрения задачи – распознавания образов. Сложность такой задачи состоит в том, что предварительно необходимо обнаружить каждый срез бревна на изображении.

Обзор существующих решений

Распознаванию срезов бревен на изображениях было посвящено несколько работ [5, 6, 8–10], некоторые из них нашли практическое применение в составе прикладных измерительных систем [8–10]. Предложенные в данных работах методы детектирования можно разделить на две категории. К первой группе относятся методы, основанные на машинном обучении. В [6] авторы предложили итеративную схему детектирования и сегментации, в которой на этапе обнаружения срезов бревен используются дескрипторы особых точек на основе гистограммы направленных градиентов (англ. HOG – histogram of oriented gradients) [2] совместно с признаками Хаара и операторами локальных двоичных шаблонов (англ. LBP – local binary patterns) [13]. В работе [5] для поиска бревен по их ключевым признакам используется метод Виолы – Джонса [14]. Основная его идея

заключается в использовании каскада классификаторов, каждый из которых является комитетом (ансамблем) слабых классификаторов. В качестве признаков для алгоритма распознавания используются прямоугольные признаки Хаара.

Методы второй группы построены по схеме обучения без учителя и используют предположения об известной форме и размерах бревен [4, 9, 10]. В основном эти методы основаны на преобразовании Хафа или его модификациях и применяются для обнаружения срезов бревен на изображении в виде окружностей или эллипсов. К недостаткам таких методов следует отнести невысокую степень автоматизации процесса детектирования, что влияет в конечном счете на объективность результатов измерения. Причиной тому являются хорошо известные недостатки преобразования Хафа:

- чувствительность к геометрическим искажениям объектов и шумам;
- отсутствие априорной информации о размерах объектов на изображении;
- как следствие, вычислительная сложность алгоритма.

Такие ограничения, на наш взгляд, не позволяют в полной мере использовать данные методы и получать высокое качество детектирования для задачи распознавания бревен. Тем не менее авторам одной из таких работ удалось достичь величины средней вероятности обнаружения 95,7% [10].

В условиях данной задачи наиболее перспективными и предпочтительными с точки зрения вычислительной трудоемкости и требованиям к искажениям объектов являются методы, основанные на машинном обучении. Для поиска срезов бревен на изображениях предлагается использовать подход, предложенный в [2], но с некоторыми изменениями. В указанной работе реализован классический HOG-детектор, использующий в качестве классификатора метод опорных векторов

(англ. SVM – support vector machine). Авторами данной работы рассмотрена реализация HOG-детектора с использованием ансамбля решающих деревьев [1] и исследуется зависимость его работы от входных параметров.

Материалы и методы исследования

Гистограммы направленных градиентов – это метод признакового описания, характеризующий форму объекта. Изначально данный метод был применен для задач обнаружения людей на изображениях, однако последующие исследования показали его эффективность для множества других задач классификации [3, 11].

Реализация признакового описания бревен в данной работе построена по общей схеме описания HOG-дескриптора на основе подсчета количества направлений градиента в ячейках изображения, как изложено в статье [2]. На рис. 1 приведена схема такого разбиения на ячейки и вычисления гистограммы градиентов для задачи детектирования бревен.

Анализ набора из более чем 7000 изображений пачек бревен [7] показал, что характерные особенности изображений подвержены многим факторам, таким как освещение, деформация формы, частичное перекрытие срезов стволов, различный ракурс съемки и масштаб снимков, и требуют применения специальных методов для быстрого вычисления признаков бревен. Чтобы преодолеть указанные ограничения исходных данных, в работе используются следующие решения:

1. Для быстрого вычисления HOG-дескрипторов градиенты входных изображений предварительно были представлены в интегральном виде. Данная техника основана на дискретной теореме Грина и позволяет быстро вычислять гистограммы направленных градиентов в интересующей области (ячейках) изображения за несколько простейших арифметических операций [15], при этом время вычисления не зависит от площади ячеек снимка.

2. Для обеспечения инвариантности к масштабу, HOG-дескрипторы вычисляются в скользящем окне с минимальным шагом на нескольких масштабах исходного изображения. Данное решение позволяет осуществить поиск изображений срезов бревен в широком диапазоне их размеров (радиусов).

3. Неравномерность освещения бревен частично компенсируется за счет повышения контрастности исходного изображения [2].

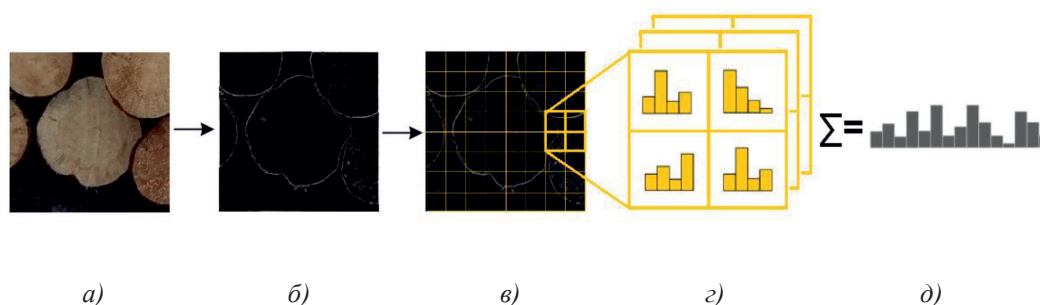


Рис. 1. Схема вычисления HOG-дескрипторов: а) входное изображение; б) градиент входного изображения; в) разбиение изображения на ячейки; г) объединение ячеек в блоки и нормализация векторов признаков; д) объединение нормированных гистограмм блоков в один дескриптор

В качестве классификатора в работе используется алгоритм обучения случайных решающих деревьев (англ. Random Forest) [1]. Основная его идея заключается в построении ансамбля деревьев принятия решений, при этом классификация – отнесение нового объекта к тому или иному классу производится путём голосования: каждое дерево относит классифицируемый объект к одному из классов, и «побеждает» тот класс, за который проголосовало наибольшее количество деревьев. К достоинствам данного метода относятся:

- высокая точность классификации;
- высокая масштабируемость и параллелизуемость;
- способность эффективно обрабатывать данные с большим числом признаков и классов;
- способность оценки важности отдельных признаков.

Существуют и недостатки, такие как:

- алгоритм склонен к переобучению, особенно на зашумленных данных;
- большой размер получающихся моделей.

Для оценивания обобщающей способности классификатора используется k-блочная кросс-проверка [12], когда вся выборка данных случайным

образом разбивается на k непересекающихся блоков одинакового размера. Каждый блок по очереди становится тестовой выборкой, при этом обучение производится по остальным k-1 блокам. Результатом такого тестирования является средняя ошибка на контрольной выборке данных. Данный метод дает несмещенную оценку вероятности ошибки, а значит, позволяет обнаружить переобучение классификатора.

Результаты исследования и их обсуждение

Для оценки предложенных решений был проведен ряд экспериментов, призванных оценить качество классификации на реальных данных при различных параметрах построения HOG-дескриптора и классификатора. В качестве тестовых данных использовались 11068 размеченных изображений с 4632 «положительными» снимками бревен и 6436 изображений с «отрицательными» образцами. Примеры изображений обучающей выборки приведены на рис. 2.

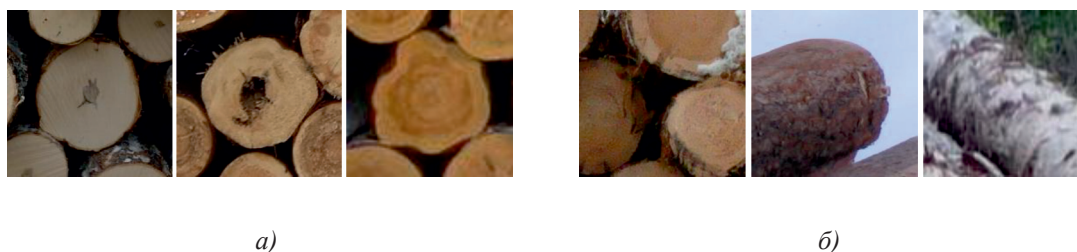


Рис. 2. Примеры изображений из обучающей выборки: а) «положительные» примеры; б) «отрицательные» примеры

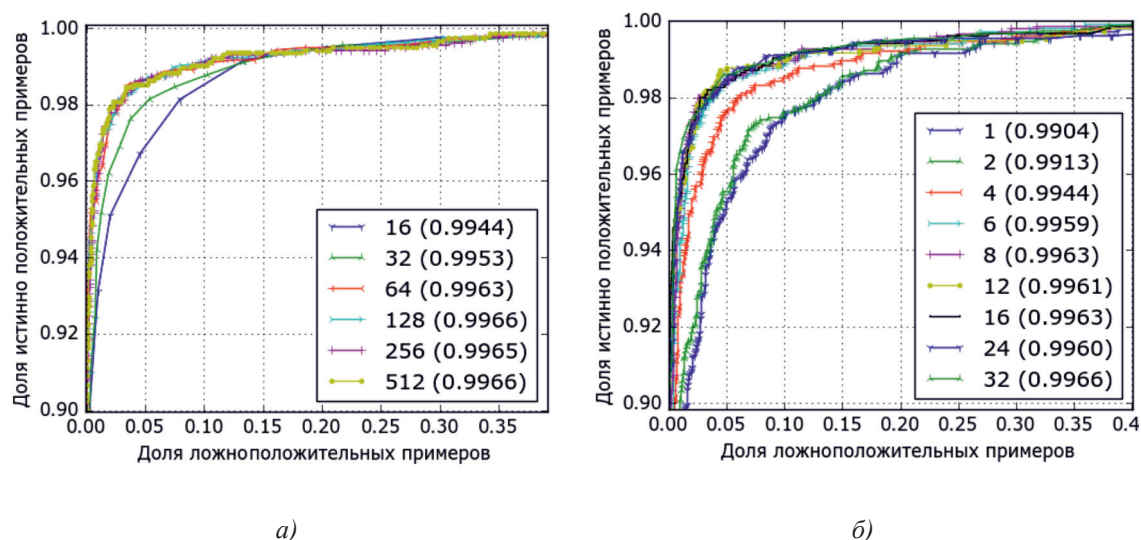
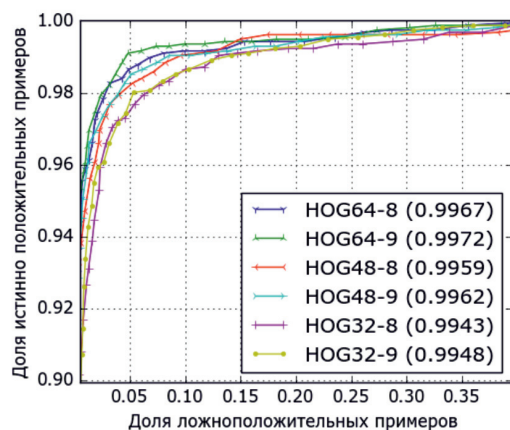
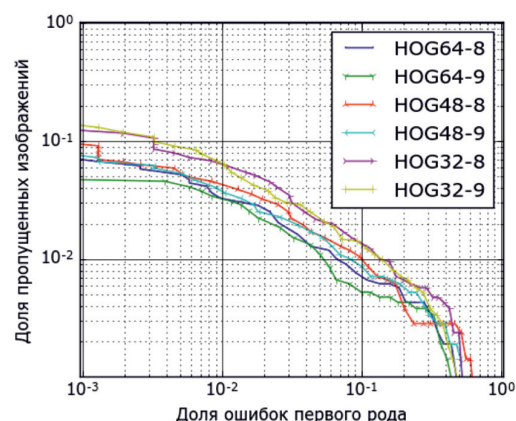


Рис. 3. Сравнение качества работы ансамбля решающих деревьев: а) изменение количества деревьев; б) ограничение глубины дерева



а)



б)

Рис. 4. Сравнение качества работы HOG-детекторов на основе ансамбля решающих деревьев:
а) кривая рабочей характеристики; б) кривая компромиссного определения ошибки



Рис. 5. Детектирование срезов бревен

Подбор параметров HOG-дескриптора

Параметры HOG-дескриптора [2]				Результаты экспериментов		
Имя	Размер окна/ блока/ ячейки, пикс.	Количество ячеек гистограммы	Шаг блока, пикс.	Полнота, %	Точность, %	F-метрика, %
HOG64-8	64/16/8	8	8	95,0 ± 0,8	99,0 ± 0,1	96,9 ± 0,5
HOG64-9	64/16/8	9	8	95,4 ± 0,5	99,1 ± 0,3	97,1 ± 0,3
HOG48-8	48/12/6	8	6	94,5 ± 0,6	98,5 ± 0,4	96,6 ± 0,2
HOG48-9	48/12/6	9	6	95,0 ± 0,8	98,7 ± 0,3	96,9 ± 0,4
HOG32-8	32/8/4	8	4	94,2 ± 0,8	97,8 ± 0,4	95,7 ± 0,6
HOG32-9	32/8/4	9	4	94,1 ± 0,9	97,6 ± 0,1	95,7 ± 0,5

В первом эксперименте исследовались зависимости эффективности предсказательной способности ансамбля решающих деревьев от входных параметров этого классификатора. На рис. 3 приведено сравнение моделей, обученных с использованием различного количества случайных решающих

деревьев (рис. 3, а) и различной глубины построения каждого дерева (рис. 3, б).

Анализ кривых рабочей характеристики (англ. ROC – receiver operating characteristic) показывает, что с увеличением количества деревьев с 16 до 64 качество распознавания значительно улучшается (площадь под кривыми

увеличивается). При дальнейшем увеличении количества деревьев с 128 до 512 рост качества практически прекращается. Таким образом, можно предположить, что оптимальное количество деревьев для задачи распознавания бревен лежит в диапазоне между 64 и 128 (рис. 3, а). На основе аналогичных выводов можно показать, что необходимая глубина построения дерева лежит в диапазоне между 6 и 8 (рис. 3, б). По этим причинам в дальнейших исследованиях нами использовались классификаторы, состоящие только из 64 деревьев с максимальной глубиной построения 6.

В рамках второго эксперимента были исследованы результаты работы классификаторов, обученных на шести различных наборах признаков. Параметры исследуемых HOG-дескрипторов и соответствующие им характеристики детекторов приведены в таблице. Для того чтобы понять, как и в каких пределах изменяются рабочие характеристики классификаторов в зависимости от параметров HOG-дескрипторов, приведены поясняющие рисунки. Визуализация качества работы классификаторов представлена двумя графиками: кривыми рабочей характеристики (рис. 4, а) и кривыми компромиссного определения ошибки (англ. DET – detection error trade-off) (рис. 4, б). Полученные графики достаточно наглядно характеризуют предсказательную способность построенных моделей. Видно, что наиболее близко к левому нижнему углу системы координат расположена кривая, соответствующая дескриптору с 9 ячейками гистограммы и размером окна 64 пикселя (рис. 4, б).

Этому же дескриптору соответствует кривая с максимальной площадью 0,9972 (рис. 4, а). Это означает, что классификатор с таким дескриптором обладает наилучшей предсказательной способностью. Данные выводы подтверждаются рассчитанными характеристиками: дескриптор с именем HOG64-9 имеет максимальные значения из представленных величин полноты и точности классификаторов (таблица).

Таким образом, из результатов экспериментов можно заключить, что набор признаков HOG64-9 является лучшим среди рассмотренных. Такой классификатор способен обнаруживать положительные примеры (бревна) с вероятностью 95,4% при уровне ложного срабатывания 10^{-3} (рис. 4, б). Иллюстрация работы алгоритма детектирования приведена на рис. 5.

Заключение

Результаты экспериментов показали, что предложенный HOG-детектор на основе обучения случайных решающих деревьев достигает более высоких показателей качества

по сравнению с методами, основанными на линейных классификаторах (SVM + HOG, точность 77,9% [6]) и каскадах слабых классификаторов (AdaBoost+Haar, точность 95,1% при величине ложных срабатываний $4,9 \cdot 10^{-3}$). Однако он уступает данным методам при усилении последних несколькими комбинированными признаками и использовании информации о текстуре и цвете бревен (LBP + HOG + GMM, точность 99,3% при величине ложных срабатываний $3,6 \cdot 10^{-3}$ [6]).

Дальнейшим направлением исследований, представленных в работе, является построение эффективных алгоритмов контурного анализа и пиксельной сегментации и исследование этих методов для задачи точного измерения срезов бревен по их фотоизображениям.

Список литературы/References

1. Breiman L. Random forests // *Machine Learning*, 45(1): 5–32, 2001.
2. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection // *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, San Diego, CA, USA, 2005. – vol. 1. – P. 886–893.
3. Déniz O., Bueno G., Salido J., De la Torre F. Face recognition using Histograms of Oriented Gradients // *Pattern Recogn. Lett.* 32, 12 (September 2011), 1598–1603.
4. Galsgaard B., Lundtoft D.H., Nikolov I., Nasrollahi K., Moeslund T.B. Circular Hough Transform and Local Circularity Measure for Weight Estimation of a Graph-Cut Based Wood Stack Measurement // *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*, Waikoloa, HI, 2015. – P. 686–693.
5. Gutzeit E., Voskamp J. Automatic segmentation of wood logs by combining detection and segmentation // *International Symposium on Visual Computing*. – 2012. – P. 252–261.
6. Herbon C., Tönnies K., Stock B. Detection and segmentation of clustered objects by using iterative classification, segmentation, and Gaussian mixture models and application to wood log detection // *Pattern Recognition*. Springer International Publishing. – 2014. – P. 354–364.
7. Herbon C. The HAWKwood Database // *CoRR abs/1410.4393* (2014): n. pag.
8. Knyaz V.A., Maksimov A.A. Photogrammetric Technique for Timber Stack Volume Control // *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol. XL-3, 157–162, 2014.
9. Knyaz V.A., Vizilter Yu.V., Zheltov S.Yu. Photogrammetric techniques for measurements in woodworking industry // *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences Proceedings*, Vol. XXXIII, part B5/2, 2004. – P. 42–47.
10. Kruglov A.V. Development of the rounded objects automatic detection method for the log deck volume measurement // *Proc. SPIE 10011, First International Workshop on Pattern Recognition*, 1001104 (July 11, 2016).
11. Misra A., Takashi A., Okatani T., Deguchi K. Hand Gesture Recognition Using Histogram of Oriented Gradients and Partial Least Squares Regression // *MVA2011, IAPR Conference on Machine Vision Applications*, 2011; Nara, Japan.
12. Mullin M., Sukthankar R. Complete Cross-Validation for Nearest Neighbor Classifiers // *Proceedings of International Conference on Machine Learning*. – 2000. – P. 1137–1145.
13. Ojala T., Pietikainen M., Harwood D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions // *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, 1994, vol. 1 – Conference A: Computer Vision & Image Processing, vol. 1, P. 582–585, Oct 1994.
14. Viola P., Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features // *Proc. Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2001. – № 1. – P. 511–518.
15. Wang X., Doretto G., Sebastian T.B., Rittscher J., Tu P.H. Shape and Appearance Context Modeling // *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* 2007.