

# СПОСОБ ОБНАРУЖЕНИЯ ЛЕСОМАТЕРИАЛОВ НА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ПОМОЩЬЮ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

*Атаманова А. С., Чирышев Ю. В.*

Уральский федеральный университет, г. Екатеринбург, Россия  
[S050567@yandex.ru](mailto:S050567@yandex.ru), [iurii.chiryshev@mail.ru](mailto:iurii.chiryshev@mail.ru)

**Аннотация:** В статье рассматривается задача автоматического обнаружения и локализации бревен в штабеле на основе цифровой обработки изображений. Авторами предлагается способ детектирования, развивающий ранее предложенный подход на основе гистограммы направленных градиентов, использующий в качестве классификатора алгоритм обучения случайных решающих деревьев. Подробно рассматривается задача настройки предложенного детектора за счет многократного обучения и эмпирического подбора таких параметров, как количество, максимальная глубина построения решающих деревьев и характеристический размер бревен на изображениях тренировочной выборки. За счет такой настройки удалось существенно улучшить предложенный алгоритм, который превосходит аналоги либо показывает сравнимые с ними результаты по точности.

**Ключевые слова:** детектор, машинное обучение, лесоматериалы, распознавание, изображение, измерение, метрики

## DETECTION OF TIMBER ON DIGITAL IMAGES THROUGH MACHINE LEARNING

*Atamanova A.S., Chiryshev Yu. V.*

Ural Federal University, Ekaterinburg, Russia  
[S050567@yandex.ru](mailto:S050567@yandex.ru), [iurii.chiryshev@mail.ru](mailto:iurii.chiryshev@mail.ru)

**Abstract:** The article suggests the method of roundwood detection, which develops the previously proposed approach on the basis of histogram of directional gradients, using as a classifier the algorithm of training of random decisive trees. The problem of configuring the proposed detector through multiple training and empirical selection of parameters such as the number, maximum depth of the construction of the decisive trees and the characteristic size of logs in the images of the training sample is considered in detail. This has allowed to significantly improve the proposed algorithm. It surpasses analogues or shows comparable results in accuracy.

**Keywords:** detector, machine learning, timber, recognition, image, measure, metrics

## ВВЕДЕНИЕ

Автоматизация учета сырья и готовой продукции является важной задачей в самых различных областях промышленности и имеет большое значение для формирования полной и достоверной информации о наличии, движении и сохранности производственных запасов на любом предприятии. Особенно актуальна эта задача в лесозаготовительной и деревообрабатывающей отрасли, где одной из важнейших технологических операций по учету является измерение геометрических характеристик лесо- и пиломатериалов. Главная задача такого учета – это определение объемов сортимента и в итоге его стоимости. В настоящее время разработано достаточно большое количество методов учета круглых лесоматериалов. При этом наиболее распространены ручные методы измерений, когда операции контроля выполняет непосредственно человек. При расчетах обычно измеряют диаметр каждого среза и, в предположении, что длина бревен в штабеле одинаковая, используют табличные значения объемов по правилам государственных стандартов. Особенностью такого подхода является высокая трудоемкость и значительная погрешность измерения объемов – более 15% [1,15], что приводит к занижению или завышению реального объема продукции, недостачам при расчетах между поставщиками и покупателями леса, и как следствие к экономическим убыткам предприятий.

Всех этих недостатков лишены бесконтактные методы измерения на основе технического зрения, когда положение, форма и размеры срезов определяются специализированным программным обеспечением по их фотоизображениям, и при известной номинальной длине бревен в соответствии с принятой моделью (усеченного конуса или цилиндра) вычисляется объем [4,8].

В данной работе рассматривается подход, основанный на машинном обучении. Для этого применяется метод из статьи [14]. В указанной работе реализован классический HOG-детектор, использующий в качестве классификатора метод опорных векторов (англ. SVM – support vector machine). Авторами данной работы предлагается реализация HOG-детектора с использованием ансамбля решающих деревьев [7] и приводится его настройка по таким параметрам как общее количество, максимальная высота построения каждого дерева, параметры HOG-дескриптора и масштаб изображений

обучающей выборки. Детектор настраивается таким образом, чтобы обеспечивать максимально возможную полноту обнаружения бревен.

## **МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ**

Гистограммы направленных градиентов – это метод признакового описания, характеризующего форму объекта. Изначально данный метод был применен для задач обнаружения людей на изображениях, однако последующие исследования показали его эффективность для множества других задач классификации[3,9,10]. Кроме этого в нашей работе применяются следующие вспомогательные техники. Для быстрого вычисления НОГ-дескрипторов используется интегральное представление изображений градиента[6]. Данная техника основана на дискретной теореме Грина и позволяет быстро вычислять гистограммы направленных градиентов в интересующей области (ячейках) изображения за несколько простейших арифметических операций, при этом время вычисления не зависит от площади ячеек снимка. Для обеспечения инвариантности к масштабу, НОГ-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).

В качестве классификатора в работе используется алгоритм обучения случайных решающих деревьев (англ. Random Forest) [7]. Для оценивания обобщающей способности классификатора используется к-блочная кросс-проверка, 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. В качестве обучающей выборки в работе используются изображения штабелей бревен из набора HAWKwood [13]. База содержит 7655 реальных и искусственно созданных изображений с пачками бревен. Специально для обучения и оценки детекторов 40 различных изображений были вручную размечены авторами коллекции на области с бревнами и фоном. В результате для экспериментов нами используются 18406 изображений с 9476 «положительными» снимками бревен и 8930 изображений с «отрицательными» образцами. Примеры этих изображений приведены на рисунке 1.

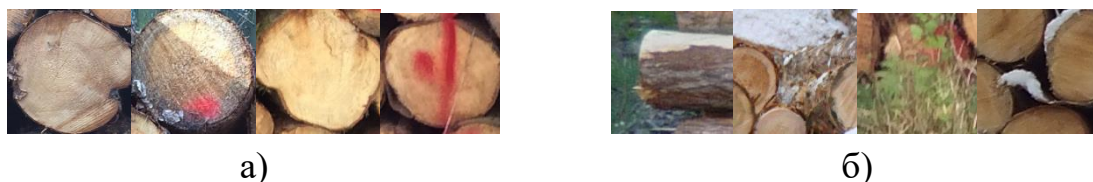


Рисунок 1 – Изображения тестовой выборки

а) «положительные» примеры; б) «отрицательные» примеры

Исследования проводятся с использованием двух основных показателей: полноты (TPR) и точности (PPV). Для одновременной оценки этих параметров применяется F-мера, которая определяется как взвешенное среднее гармоническое от точности и полноты:

$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) \frac{PPV \cdot TPR}{(\beta^2 + PPV) + TPR}$$

Параметр  $\beta$  может принимать значения в диапазоне  $0 < \beta < 1$ , если приоритет отдается точности, иначе, при  $\beta > 1$  приоритет отдается полноте. В работе используется  $\beta = 1$ .

## РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ И ИХ ОБСУЖДЕНИЯ

В первом эксперименте были рассмотрены несколько вариантов построения детекторов в зависимости от коэффициента заполнения, который равен отношению площади ограничивающего прямоугольника бревна к площади изображения. В общей сложности, модели были обучены и протестированы с 10 наборами масштабированных версий одних и тех же изображений тренировочной выборки. Для каждого детектора рассчитывались показатели (полнота, точность и F-метрика), зависящие от коэффициента заполнения (рис. 2).

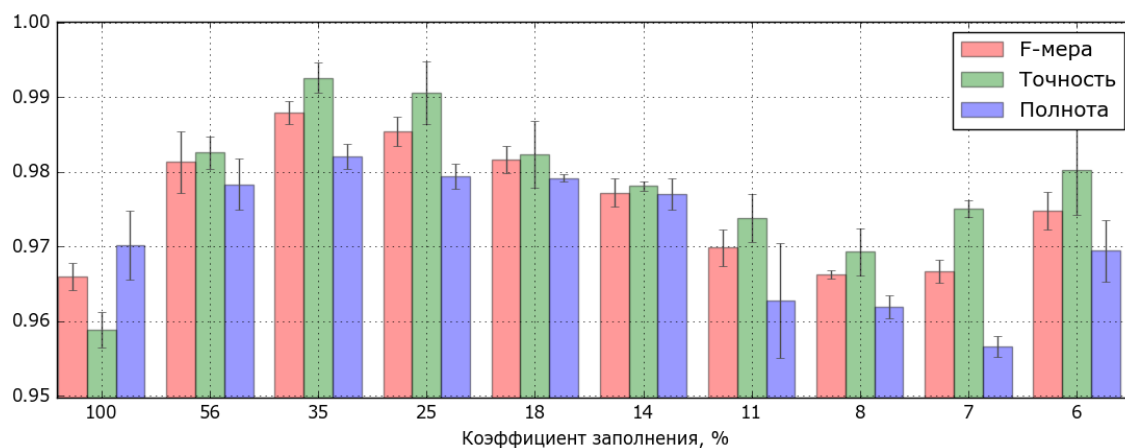
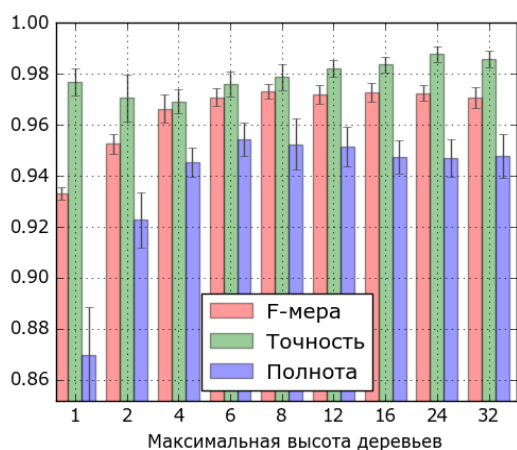


Рисунок 2 – Оценка детектора бревен при различных масштабах изображений

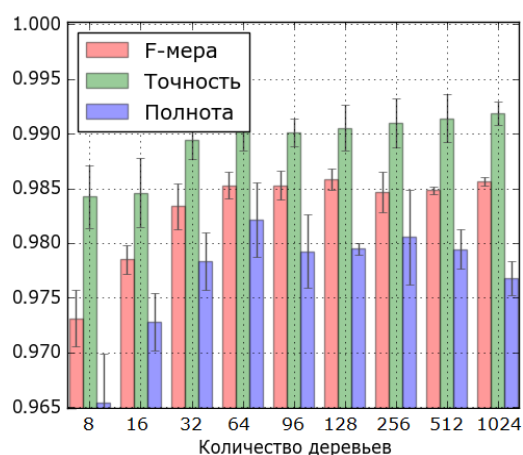
Из результатов первого эксперимента было установлено, что масштаб изображений, на котором достигается максимум полноты и точности

классификатора, соответствует размеру области изображения бревна с коэффициентом заполнения равным 35%.

Во втором эксперименте исследовались зависимости эффективности предсказательной способности ансамбля решающих деревьев от входных параметров этого классификатора. На рисунке 3 приведено сравнение моделей, обученных с использованием различной высоты построения каждого дерева (рис. 3а) и различного количества случайных решающих деревьев (рис. 3б). Полученные диаграммы достаточно наглядно характеризуют предсказательную способность построенных моделей. Видно, что с увеличением высоты построения деревьев с 1 до 6 надежность распознавания значительно улучшается. При дальнейшем увеличении высоты с 8 до 32 рост метрик практически прекращается (рис. 3а). Таким образом, экспериментально показано, что оптимальная высота построения деревьев решений для задачи распознавания лежит в диапазоне между 6 и 8. На основе аналогичных выводов можно показать, что необходимое количество деревьев, на котором детектор обеспечивает максимально возможную полноту обнаружения, равно 64 (рис. 3б). По этим причинам в дальнейших исследованиях нами использовались классификаторы, состоящие только из 64 деревьев с максимальной глубиной построения 6.



а)



б)

Рисунок 3 – Сравнение качества работы ансамбля решающих деревьев  
а) ограничение высоты деревьев; б) изменение количества деревьев

В рамках третьего эксперимента были исследованы результаты работы классификаторов, обученных на шести различных наборах признаков. Параметры исследуемых НОГ-дескрипторов и соответствующие им характеристики детекторов приведены в таблице 1. 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 (англ. ROC – receiver operating characteristic) (рис. 4а) и кривыми компромиссного определения ошибки (англ. DET – detection error trade-off) (рис. 4б). Анализ DET-кривых показывает, что наиболее близко к левому нижнему углу системы координат расположены точки, соответствующие дескриптору с 9 каналами гистограммы и размером окна 64 пикселя (рис. 4б).

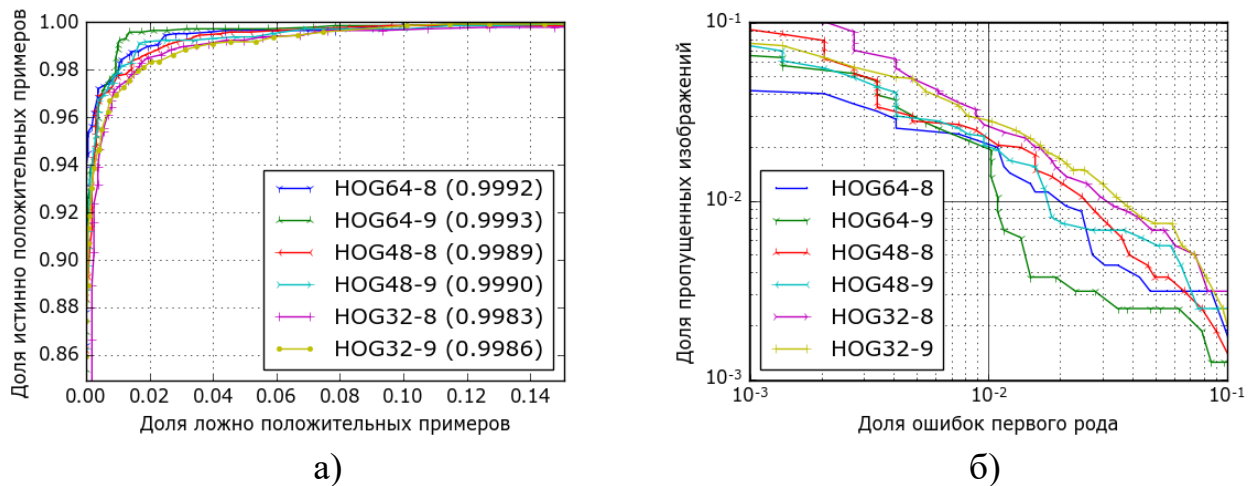


Рисунок 4 – Сравнение качества работы HOG-детекторов а) кривая рабочей характеристики; б) кривая компромиссного определения ошибки

Этому же дескриптору соответствует кривая рабочей характеристики с максимальной площадью 0.9993 (рис. 4а). 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, точности и F-меры (табл. 1).

Таблица 1. Подбор параметров дескриптора

Параметры HOG-дескриптора [2]			Результаты экспериментов		
Имя	Размер окна/ блока/ ячейки, пикс.	Каналов гистограммы	Полнота ( $\sigma_{TPR}$ ),%	Точность ( $\sigma_{PPV}$ ),%	F <sub>1</sub> -метрика ( $\sigma_F$ ),%
HOG64-8	64/16/8	8	97,9 (0,2)	99,2 (0,1)	98,5 (0,1)
<b>HOG64-9</b>	<b>64/16/8</b>	<b>9</b>	<b>98,1 (0,3)</b>	<b>99,2 (0,2)</b>	<b>98,6 (0,1)</b>
HOG48-8	48/12/6	8	97,5 (0,3)	99,1 (0,1)	98,3 (0,1)
HOG48-9	48/12/6	9	97,7 (0,2)	99,1 (0,1)	98,5 (0,1)
HOG32-8	32/8/4	8	97,7 (0,6)	99,0 (0,3)	98,4 (0,2)
HOG32-9	32/8/4	9	97,7 (0,2)	98,8 (0,2)	98,2 (0,4)

Таким образом, из результатов экспериментов можно заключить, что набор признаков HOG64-9 является лучшим среди рассмотренных. Такой классификатор способен обнаруживать положительные примеры с вероятностью TPR = 99,3% при уровне ложного срабатывания FPR = 1,1% (рис. 4б). Результаты работы предложенного алгоритма и его сравнение с другими алгоритмами сведены в таблицу 2.

Таблица 2. Сравнение методов детектирования

Метод	TPR, %	FPR, %
HOG [14]	77,9	-
HOG + Random Forest [5]	95,4	0,1
Fast radial symmetry [16]	95,7	-
LBP [14]	95,8	0,24
Haar-cascades [12]	99,1	7,01
LBP + HOG +SVM (4 iter.) [14]	99,3	0,36
HAAR +LBP + HOG (4 iter) [14]	99,6	0,78
<b>HOG + Random Forest</b>	<b>99,3</b>	<b>1,1</b>

Анализ данных таблицы 2 позволяет сделать вывод о том, что предложенный HOG-детектор на основе обучения случайных решающих деревьев достигает более высоких показателей качества по сравнению с методами, основанными на линейных классификаторах (HOG+SVM, полнота 77,9% [14]) и каскадах слабых классификаторов (Haar-cascades, полнота 99,1% при величине ложных срабатываний 7,01% [12]). При этом он незначительно уступает по надежности некоторым методам, при усилении последних несколькими комбинированными признаками и использовании информации о текстуре бревен (HAAR+LBP+HOG, полнота 99.6% при величине ложных срабатываний 0,78% [14]). Вместе с тем нам удалось существенно улучшить предложенный алгоритм по сравнению с работой [5] за счет настройки детектора, когда эмпирическим путем был подобран характеристический размер бревен, на котором достигается максимум полноты и точности распознавания (рис. 2). Иллюстрация работы алгоритма детектирования приведена на рисунке 5.



Рисунок 5 Детектирование бревен из набора KAWKwood

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В данной работе нами была рассмотрена задача обнаружения и локализации срезов бревен на цифровых изображениях штабелей. Полученные результаты позволяют сделать вывод о возможности детектирования бревен предложенным методом на основе гистограммы направленных градиентов и обучения случайных решающих деревьев. Результат работы может быть признан удовлетворительным, поскольку алгоритм способен обнаруживать положительные примеры (бревна) с вероятностью 99,3% при уровне ложного срабатывания 1,1%. Данная разработка может найти применение в качестве элемента системы автоматического учета лесоматериалов.

## **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Жеребин А.М., Воскобойников И.В., Щелоков В.М. Анализ применимости оптических методов измерений для автоматизированного учета круглых лесоматериалов // Вестник МГУЛ – Лесной вестник. 2012. №8 (91). С.19-22.
2. Круглов А.В., Югфельд И.Д. Реализация интерактивной сегментации для сенсорных устройств на базе ОС Android // Современные наукоемкие технологии. – 2016. – № 2-2. – С. 229-234.
3. Лисицын С.О., Байда О.А. Распознавание дорожных знаков с помощью метода опорных векторов и гистограмм ориентированных градиентов // Компьютерная оптика. 2012. Т.36, №2. С.289-295.
4. Стариков А.В., Батулин К.В. Исследование и анализ методов учета заготовленной древесины в России и зарубежных странах // Лесотехнический журнал. 2015. №4 (20). С.103-114.
5. Чирышев Ю.В., Атаманова А.С. Распознавание круглых лесоматериалов с помощью случайных решающих деревьев и гистограммы направленных градиентов // Фундаментальные исследования. – 2017. – № 1. – С. 124-128.



6. Южаков Г.Б. Алгоритм быстрого построения дескрипторов изображения, основанных на технике гистограмм ориентированных градиентов // Труды МФТИ. – 2013. Т 5, № 3. – с. 84-91.
7. Breiman L. Random forests // *Machine Learning*, 45(1): 5–32, 2001. doi:10.1023/A:1010933404324
8. Dahl A.B., Guo M., Madsen K.H. Scale-space and watershed segmentation for detection of wood logs // in: *Vision Day, Informatics and Mathematical Modelling 2006*.
9. 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, pp. 886-893 vol. 1.
10. 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. doi: 10.1016/j.patrec.2011.01.004
11. 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*, pp. 686-693. doi: 10.1109/WACV.2015.97
12. Gutzeit E., Voskamp J. Automatic segmentation of wood logs by combining detection and segmentation // *International Symposium on Visual Computing*. pp. 252–261 (2012). doi: 10.1007/978-3-642-33179-4\_25
13. Herbon C. The HAWKwood Database // eprint arXiv:1410.4393.
14. 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), pp. 354-364. doi: 10.1007/978-3-319-11752-2\_28
15. 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. doi:10.5194/isprsarchives-XL-3-157-2014
16. 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). doi: 10.1117/12.2242172