

УДК 004.8

© 2014 г. **О.С. Амосов**, д-р техн. наук,  
**Ю.С. Иванов**

(Комсомольский-на-Амуре государственный технический университет)

## МОДИФИЦИРОВАННЫЙ АЛГОРИТМ ЛОКАЛИЗАЦИИ НОМЕРНЫХ ЗНАКОВ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ НА ОСНОВЕ МЕТОДА ВИОЛЫ-ДЖОНСА

Предложен модифицированный алгоритм локализации номерных знаков, особенностью которого является двухпроходная классификация; разработано программное обеспечение для локализации номерных знаков транспортных средств в видеопотоке. Экспериментально доказано, что применение данного подхода дает более 98% правильных локализаций номерных знаков, что позволяет применять предложенный алгоритм в реальных системах контроля транспортных потоков.

**Ключевые слова:** локализация номерных знаков, обработка изображений, метод Виолы-Джонса, Хаар-подобные функции, адаптивное обучение.

### Введение

Повсеместное внедрение систем видеонаблюдения вызвало появление спроса на системы интеллектуальной видеоаналитики, под которой понимают технологию, использующую методы компьютерного зрения для автоматизированного получения различной информации на основании анализа последовательности изображений, поступающих с видеокамер в режиме реального времени (РВ) или из архивных записей. Системы машинного зрения могут применяться для распознавания лиц людей, управления энергосбережением, трекинга объектов.

Важной задачей, решаемой системами компьютерного зрения, является локализация и распознавание номерного знака (НЗ) транспортного средства (ТС). Алгоритмы локализации и распознавания НЗ используются в системах контроля и управления транспортными потоками, автоматизированных парковочных комплексах, в автоматизированных системах безопасности предприятий.

Алгоритм локализации и распознавания НЗ, как правило, состоит из нескольких основных этапов: 1) захват кадра; 2) предварительная обработка (предобработка); 3) локализация НЗ; 4) оптическое распознавание символов (optical character recognition, OCR).

На первом этапе происходит разделение видеопоследовательности на кадры (сцены) для дальнейшей обработки.

На этапе предобработки происходит коррекция освещенности полученного изображения, устранение смазывания, бинаризация.

При выполнении этапа 3 под локализацией (детекцией, обнаружением) номерного знака понимают анализ изображения с целью обнаружения НЗ и определения его координат.



Рис. 1. Государственный регистрационный знак ТС.

На последнем этапе из области, содержащей номерной знак, необходимо выделить символы и распознать их.

НЗ ТС, как объект детекции, представляет собой световозвращающий лист металла или пластмассы, закрепленный на передней и задней сторонах автомобиля (рис. 1).

Стандартные размеры регистрационного знака ТС составляют 520×112 мм. Символьные комбинации на стандартных номерных знаках определяются тремя буквами и тремя цифрами. ГОСТ Р50577-93 ссылается на использование 12 букв кириллицы, которые имеют графические аналоги в латинском алфавите – А, В, Е, К, М, Н, О, Р, С, Т, У и Х. Надо заметить, что буквы по размеру меньше, чем цифры.

В реальных условиях съемки изображение НЗ отличается от эталона. Существуют факторы, снижающие точность локализации: недостаточная освещенность сцены, наклон изображения, качество съемки. При этом для применения алгоритмов детекции НЗ в реальных системах требуются высокая скорость обработки и устойчивость к условиям съемки.

Учитывая перечисленное, можно утверждать, что задача разработки алгоритмов локализации НЗ ТС, устойчивых к изменяющимся условиям съемки, остается *актуальной*, так как от скорости и качества выполнения данного этапа зависит эффективность систем, работающих в РВ.

В данной работе предложен способ повышения устойчивости алгоритма детекции НЗ к поворотам и условиям съемки. В качестве базового алгоритма локализации номерного знака применяется метод Виолы – Джонса [6], основанный на использовании каскадного классификатора Хаара и адаптивного усиления классификаторов.

### **Аналитический обзор методов локализации номерных знаков**

Нами был проведен критический обзор методов локализации НЗ [1, 2, 5, 7 – 10], на основании которого была предложена классификация, изображенная на рис. 2.

В работе [2] НЗ рассматривают как прямоугольную область с большим количеством горизонтальных и вертикальных ребер. Далее идет построение гистограмм сумм яркости пикселей по горизонтали и вертикали. Путем наложения гис-

тограмм выявляются области интереса. Этот подход работает корректно в том случае, когда в кадре присутствует только ТС, что далеко от реальных условий.



Рис. 2. Классификация методов локализации номерных знаков.

Иной подход к локализации номерного знака – использование цветовой информации [5]. Однако цвет не является стабильным признаком, так как на него влияют освещение, качество видео, цвет ТС, тип НЗ.

В работах [7, 8] предлагается метод детекции номерного знака на основе фиксированного размера. При таком подходе не учитываются возможные наклоны номерного знака и угол съемки камеры наблюдения.

В [1] предлагаются упрощенные алгоритмы локализации номера, ориентированные на поиск символов, а не на образы НЗ.

Несмотря на множество предложенных подходов, лишь малая часть их используется в действующих системах контроля дорожного трафика. Нами была проведена экспериментальная оценка рассмотренных алгоритмов на изображениях, полученных с реальных камер видеонаблюдения. При сравнении различных методов локализации НЗ использовались следующие критерии: процент правильной локализации; максимальный угол наклона номерной пластины; минимальная освещенность сцены; время, необходимое для обработки одного кадра; устойчивость к шумам и процент ложной детекции на зашумленных изображениях; максимальное количество НЗ в кадре. Выбор данных критериев обусловлен следующими факторами:

требование к освещенности предполагает наличие дополнительных источников освещения в ночное время, что не всегда реализуемо;

ограничения на углы наклона камеры и крена номерной пластины не допускают применения данных систем на открытых местностях без использования дополнительных конструкций монтажа камеры;

ограничение на скорость работы и количество номеров в кадре затрудняют применение алгоритмов локализации для скоростных шоссе;

устойчивость к шумам необходима для корректной работы системы с загрязненными номерами или недорогими камерами, дающими изображение низкого качества.

Была сформирована тестовая выборка, состоящая из 7000 позитивных изображений, на которых присутствует 1 НЗ и 2000 негативных изображений, на которых НЗ отсутствуют. Изображения сняты реальной камерой [3] при различных условиях освещения и качестве съемки.

Тестовая выборка состояла из следующих групп: 1) 2000 зашумленных изображений; 2) 2000 изображений с креном пластины от 10 до 50 градусов; 3) 1500 изображений, снятых в условиях низкой освещенности; 4) 1500 нормированных

изображений (80% изображения занимает ТС, угол наклона не более 5-10 градусов, условия съемки 60-80 лк). Результаты эксперимента приведены в табл. 1.

Таблица 1

Метод	% правильной локализации	Возможный угол крена НЗ, град.	Минимальная освещенность, лк	Время обработки кадра, с	Устойчивость к шумам, % правильной локализации	Максимальное количество НЗ в кадре
Нейросетевые методы	98	30	60	0,028	85	Неограниченно
Поиск символов	91	25	30	0,09	45	Неограниченно
Использование цветовой информации	89	50	50	0,007	38	Неограниченно
Анализ перепадов яркости	93	15	50	0,02	17	1
Использование информации о форме и размерах	80	10	30	0,04	70	1

Проведенный нами анализ методов локализации номерных знаков показал следующее. Во-первых, они дают неудовлетворительные результаты на изображениях низкого качества (которые, как правило, и получают с видеокамер). Во-вторых, не распознают сложные (разноплановые) изображения, так как на них трудно локализовать требуемую область распознавания. И, в-третьих, все они ориентированы на строго определенные условия (освещенность, угол поворота камеры, яркость и т.д.).

### Постановка задачи локализации НЗ в кадре видеопотока

Пусть имеется кадр видеопоследовательности, представляющий собой цифровое изображение. Необходимо отметить, что в этом кадре может присутствовать несколько НЗ ТС. В памяти компьютера изображение представляется двумерной матрицей пикселей размером  $weight \times height$ , в которой каждый пиксель представлен некоторым неотрицательным числом:

- от 0 до 255, если изображение черно-белое;
- от 0 до 2553, если изображение цветное (компоненты R, G, B).

По кадру видеопоследовательности требуется определить (если он есть) список прямоугольников, содержащих НЗ транспортного средства:

$$rectangle_i = \{x, y, w, h, \alpha\}, \quad (1)$$

где  $x, y$  – координаты центра  $i$ -го прямоугольника;  $w$  – ширина;  $h$  – высота;  $\alpha$  – угол наклона прямоугольника к вертикальной оси изображения.

### Решение задачи

Поиск объекта будет выполняться «сканирующим окном», проходящим последовательно по изображению с шагом 1 пиксель (слева-направо, сверху вниз), с

изменением масштаба при каждом проходе. Размер окна определяется его шириной  $W$  и высотой  $H$ . В соответствии ГОСТ Р50577-93 для НЗ  $W/H = 4,64$ . Данное отношение будет справедливо и для сканирующего окна.

При прохождении сканирующего окна по изображению для каждого  $i$ -го положения окна необходимо определить, содержится ли в окне НЗ или нет. Это может быть выполнено путем отнесения анализируемой части изображения к одному из двух классов. Первый класс – наличие НЗ, второй класс – его отсутствие. Тогда задача поиска НЗ сводится к выбору эффективного классификатора, отвечающего приведенным ранее критериям.

Для решения задачи классификации предлагается взять за основу метод Виолы – Джонса (Viola-Jones) [6] с применением каскадов, построенных с использованием признаков (features) Хаара и алгоритма адаптивного машинного обучения AdaBoost. Суть метода сводится к тому, что по изображению движется окно установленного размера, и для каждой области, над которой проходит окно, вычисляется значение признака Хаара. Наличие или отсутствие искомого объекта определяется разницей между обучаемым порогом и полученным значением признака.

На данный момент метод Виолы – Джонса является основополагающим для поиска объектов на изображении в РВ и обладает низкой вероятностью ложного обнаружения. Данный метод успешно применяется для поиска следующих объектов: человеческих лиц [14], губ, глаз и т.д. Ранее считалось, что его нельзя применять для обнаружения текста [10]. Данное утверждение было опровергнуто в работе [9].

Метод Виолы – Джонса основан на следующих принципах [6]:

- 1) используются изображения в интегральном представлении;
- 2) используются признаки Хаара;
- 3) используется бустинг для выбора наиболее подходящих признаков для искомого объекта на данной части изображения;
- 4) все признаки поступают на вход классификатора, который дает результат «верно» либо «ложь»;
- 5) используются каскады признаков для быстрого отбрасывания окон, где не найден НЗ.

В интегральном представлении изображений [15] формируется матрица размера  $weight \times height$ , совпадающая по размерам с исходным изображением. Элементы матрицы рассчитываются по формуле:

$$L(x, y) = \sum_{i=0, j=0}^{i \leq x, j \leq y} I(i, j), \quad (2)$$

где  $I(i, j)$  – яркость пикселя исходного изображения.

Каждый элемент матрицы  $L(x, y)$  представляет собой сумму пикселей в прямоугольнике от  $(0, 0)$  до  $(x, y)$ , т.е. значение каждого пикселя  $(x, y)$  равно сумме значений всех пикселей левее и выше данного пикселя  $(x, y)$ . Расчет матрицы занимает время, пропорциональное числу пикселей в изображении. Расчет матрицы возможен по формуле [15]:

$$L(x, y) = I(x, y) - L(x - 1, y - 1) + L(x, y - 1) + L(x - 1, y). \quad (3)$$

Преимуществом интегрального представления является возможность быстро рассчитать суммарную яркость произвольного прямоугольника на изображении, при этом скорость расчета не зависит от масштаба прямоугольника. После перевода изображения в интегральное представление происходит поиск объекта с использованием признаков Хаара, которые определены ниже.

Предположим, что задано множество объектов  $A$  и множество допустимых ответов  $B$ . Пусть  $g:A \rightarrow B$  называется решающей функцией. Решающая функция  $g$  должна допускать эффективную компьютерную реализацию, по этой причине в [6] ее также называют алгоритмом. Признак  $f$  объекта  $a$  это отображение  $f:A \rightarrow D_f$ , где  $D_f$  – множество допустимых значений признака  $f$ . В частности, любой алгоритм  $g:A \rightarrow B$  также можно рассматривать как признак. Если задан набор признаков  $f_1, \dots, f_n$ , то вектор признаков  $x$  объекта  $a \in A$  может быть определен так [6]:

$$x = (f_1(a), \dots, f_n(a)). \quad (4)$$

Вектор признаков допустимо отождествлять с самими объектами. При этом можно определить пространство признаков [6]:

$$A = D_{f_1} \times D_{f_n}. \quad (5)$$

В методе Виолы – Джонса такие признаки были названы признаками Хаара. Признак Хаара определяется смежными темными и светлыми прямоугольными областями. Величина каждого признака вычисляется как разность между суммой пикселей в белых областях и суммой пикселей в черных областях. Признаки Хаара дают точечное значение перепада яркости по оси абсцисс и ординат соответственно. Вычисляемым значением такого признака будет:

$$f = \sum_{S_1} I - \sum_{S_2} I, \quad (6)$$

где  $I$  – интенсивность пикселей;  $S_1$  – все пиксели в области черного прямоугольника;  $S_2$  – все пиксели в области белого прямоугольника. Для их вычисления используется понятие "интегральное изображение", рассмотренное выше.

При последовательном прохождении сканирующего окна по изображению необходимо вычислить все значения признаков в данном окне, что требует значительных вычислительных затрат. В методе Виолы – Джонса признаки Хаара организованы в каскадный классификатор, представляющий собой дерево принятия решений. Необходимо обучить такой классификатор, который будет реагировать только на определенное, нужное подмножество всех признаков.

В методе Виолы – Джонса задача классификации является двухклассовой. Есть  $X$  – множество, в котором хранится описание объектов,  $Y$  – конечное множество номеров, принадлежащих одному из двух классов. Между ними есть зависимость – отображение  $F:X \rightarrow Y$ . Обучающая выборка представлена следующим образом [6]:

$$\{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}, \quad (7)$$

где  $y_i \in Y = \{-1; 1\}$ . Функция классификации  $F$  от вектора признаков  $X$  выдает ответ для любого возможного наблюдения  $X$  и способна классифицировать объект  $x_i \in X$ .

Для решения проблемы столь сложного обучения существует технология бустинга (от англ. boost – улучшение, усиление). Бустинг представляет собой

процедуру последовательного построения композиций алгоритмов машинного обучения, когда каждый следующий алгоритм стремится компенсировать недостатки построения всех предыдущих алгоритмов [11]. Эффективная модель, допускающая мало ошибок классификации, называется «сильной». «Слабая» же, напротив, не позволяет надежно разделять классы или давать точные предсказания, делает в работе большое количество ошибок.

В результате работы алгоритма бустинга на каждой итерации формируется простой классификатор вида [6]:

$$h_j = \begin{cases} 1, & \text{если } p_j f_j(z) < p_j \theta_j \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (8)$$

где  $p_j$  изменяет направление знака неравенства, если значение признака будет отрицательным и указывается для каждого признака отдельно;  $\theta_j$  – значение порога;  $f_j(z)$  – вычисленное значение признака;  $z$  – окно поиска;  $j$  – итерация.

Развитием данного подхода явилась разработка более совершенного семейства алгоритмов бустинга AdaBoost (adaptive boosting – адаптированное улучшение), предложенная Йоавом Фройндом (Freund) и Робертом Шапиром (Scharire) в 1999 г. [11], который может использовать произвольное число классификаторов и производить обучение на одном наборе примеров, поочередно применяя их на различных шагах. AdaBoost выбирает набор слабых классификаторов для объединения и присваивает каждому из них свой вес [11]. Эта взвешенная комбинация и является сильным классификатором. Виола и Джонс объединили серии классификаторов AdaBoost как последовательность фильтров, что особенно эффективно для классификации областей изображения. Каждый фильтр является отдельным классификатором AdaBoost с достаточно небольшим числом слабых классификаторов.



Рис. 3. Признаки Хаара, используемые в алгоритме.

В отличие от расширенного набора признаков, используемого в методе Виолы – Джонса, нами были выбраны признаки, показанные на рис. 3. Такой выбор обусловлен характеристикой объекта детекции – НЗ. Кроме того, уменьшение количества признаков увеличивает скорость обучения классификатора.

Таким образом, известная схема работы, предложенная в [6], для рассматриваемой задачи принимает вид, изображенный на рис. 4.



Рис. 4. Каскад классификатора в цепочке фильтров.

Подобласти изображения, которые прошли через весь каскад, классифицируются как «номерной знак». Остальные классифицируются как «не номерной знак».

Далее опишем предложенный в статье подход, суть которого состоит в модернизации алгоритма локализации НЗ путем добавления к нему блока адаптивной предобработки, а также последовательной и параллельной двухпроходной классификации, что и является научной новизной.

### Модификация алгоритма локализации НЗ ТС с добавлением адаптивной предобработки

Предлагаемый нами модифицированный подход состоит из следующих этапов (рис. 5): 1) адаптивная предобработка; 2) поиск областей интереса сканирующим окном с использованием классификатора Хаара; 3) передача НЗ системе сегментации и распознавания символов.



Рис. 5. Алгоритм локализации НЗ ТС с использованием адаптивной предобработки и признаков Хаара.

Под адаптивной предобработкой будем понимать предобработку с изменяющимися в зависимости от внешних условий параметрами фильтров, которые приводят изображение к эталонному виду путем подавления внешних шумов, снижения помех, бинаризацией и переводом его в интегральное представление.

В отличие от классического подхода, где параметры и типы фильтров указываются заранее, на этапе адаптивной предобработки происходит анализ кадра наблюдаемой сцены для определения типа и характера освещенности [12, 13], а также качества изображения. Данный шаг необходим для приведения изображения к эталонному виду перед использованием каскадного классификатора, так как это позволяет изменять параметры морфологических фильтров [15], решающих задачу очистки от шумов, в зависимости от внешних условий. Кроме того, на этапе адаптивной предобработки используется информация о предыдущих успешных локализациях, а именно – информация об отношении размеров НЗ ТС к размеру изображения. Данный подход позволяет адаптировать алгоритм к используемой камере наблюдения и снизить количество проходов сканирующего окна, ограничивая границы возможного размера НЗ.

Адаптивная предобработка включает следующие этапы:

- 1) использование программного детектора для локализации ТС (в случае получения не отдельных кадров, а видеопоследовательности);
- 2) коррекция изображения на основе ограничения экстремальных значений



яркости и видоизменение распределения гистограмм яркости по каждому из цветных каналов (используя информацию об освещенности сцены);

3) устранение эффекта смазывания и повышение контраста изображения;

4) бинаризация изображения и анализ «зашумленности». Обнаружение границ с использованием оператора Собеля [15]. Выбор порога осуществляется на основе яркостной гистограммы и отношения уровня освещения к зашумленности сцены.

На этапе поиска областей интереса выполняется проход по изображению сканирующим окном, в результате которого происходят выделение НЗ ТС и дальнейшая передача его системе распознавания символов. Кроме того, на данном этапе осуществляется сохранение информации о размерах найденных НЗ.

Таким образом, новизна предлагаемого подхода состоит в использовании блока адаптивной предобработки с учетом параметров ранее найденных НЗ, что позволяет уменьшить количество проходов сканирующего окна, повышая тем самым скорость работы алгоритма.

### **Обучение классификатора для локализации номерных знаков**

Для обучения классификатора необходимы положительные и негативные образы. Положительные образы – изображения НЗ, извлеченные с кадров, снятых камерой наблюдения (рис. 6), а негативные – различные изображения, не содержащие НЗ и их частей. При обучении использовалось 5000 положительных и 4000 отрицательных образов, нормированных к формату 79\*17 пикселей, что соответствует пропорциям НЗ.

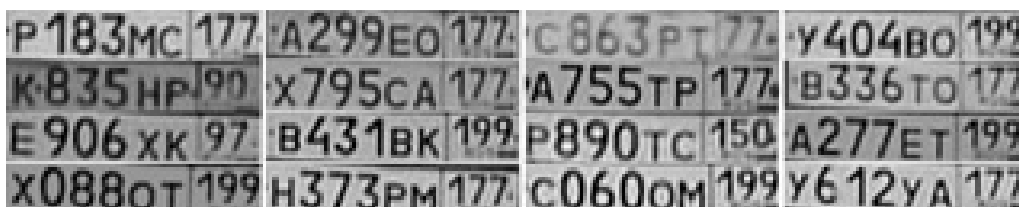


Рис. 6. Примеры изображений, используемых для обучения.

### **Модификация алгоритма локализации НЗ добавлением второго классификатора**

При тестировании обученного классификатора использовались понятия "ошибки первого" и "ошибки второго" рода, которые замерялись по отдельности. За основной класс нами была принята правильная локализация НЗ, т.е. наличие НЗ в сканирующем окне, за вторичный класс – отсутствие НЗ в сканирующем окне. Ошибка первого рода равна вероятности принять основной класс за вторичный, а ошибка второго рода – вероятности принять вторичный класс за основной.

Модифицированный алгоритм локализации НЗ ТС с использованием адаптивной предобработки и признаков Хаара показал высокий процент локализаций и скорость работы, но был установлен высокий процент ошибок второго рода (рис. 7), когда НЗ обнаруживался там, где он отсутствует.

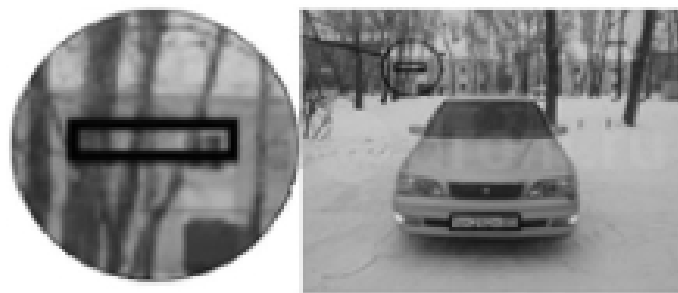


Рис. 7. Пример ошибки второго рода.

Для решения данной проблемы была предложена следующая модификация алгоритма локализации НЗ с использованием двухпроходного алгоритма классификации для корректировки результата (рис. 8).



Рис. 8. Модификация алгоритма локализации НЗ ТС с последовательной работой классификаторов.

Второй проход осуществляется классификатором, обученным на новых положительных образцах (рис. 9), представляющих собой символы, используемые в НЗ и регламентированные ГОСТ 3489.2-71.

**0123456789АВСДЕНКМОРТХУ**

Рис. 9. Набор эталонов для обучения второго классификатора.

Все области, найденные первым классификатором, передаются на анализ второму классификатору. В случае, если в сканируемой области вторым классификатором были найдены 5 и более образов-символов, расположенных горизонтально относительно друг друга, область считается НЗ. Это позволило улучшить корректность работы алгоритма, снижая количество ложных локализаций без значительного увеличения вычислительных затрат.

Кроме того, для улучшения качества локализации нами предлагается использовать и параллельную обработку данных (рис. 10). В таком случае вторым каскадом проверяются не только области интереса первого каскада, но все изображение. После прохода обоих классификаторов найденные области сопоставляются.

Возможны следующие события и принятие решения при параллельной работе классификаторов: 1) область изображения не является номером, если она локализована каскадом 1 и не локализована каскадом 2; 2) область изображения является номером, если она локализована каскадом 1 и содержит образы каскада 2;

3) область изображения является номером, если каскад 1 не нашел областей, каскад 2 нашел от 5 до 8 образов, расположенных горизонтально, на расстоянии не более 20% от их размера.

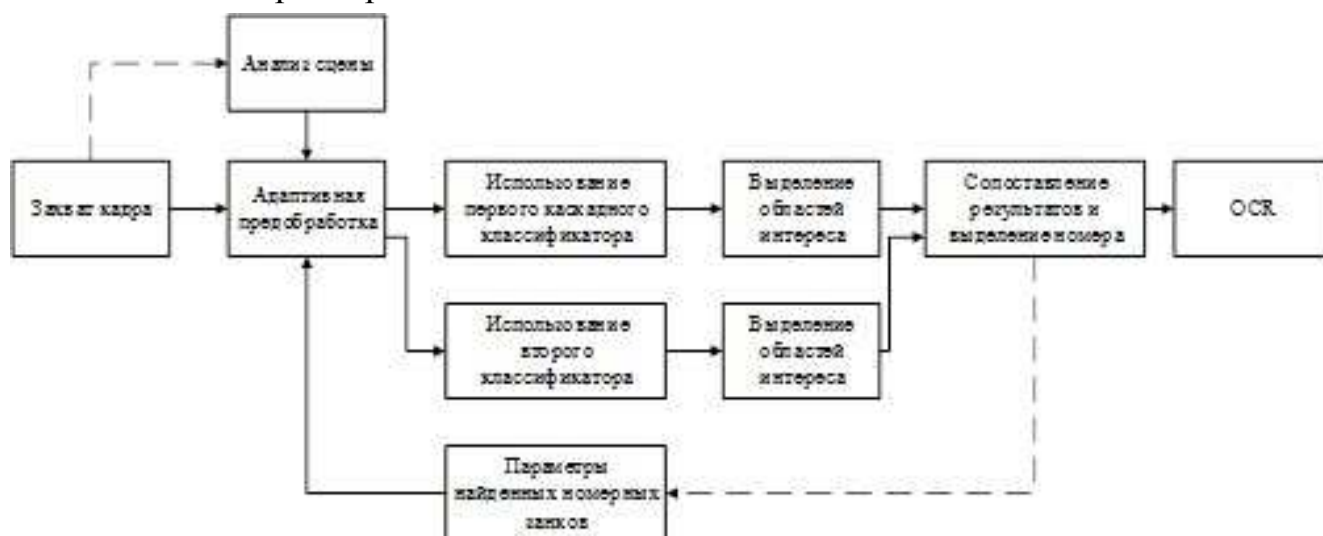


Рис. 10. Модификация алгоритма локализации НЗ ТС с параллельной работой классификаторов.

Несмотря на незначительное увеличение времени обработки кадра, данный подход увеличивает процент правильных срабатываний алгоритма – до 98,56%. Результаты эксперимента приведены в табл. 2 и 3. На рис. 11 проиллюстрирована работа каждого из подходов.



а) б) в)  
Рис. 11. Пример работы алгоритма:  
а – использование 1 классификатора;  
б – последовательное использование 2 классификаторов;  
в – параллельное использование работы 2 классификаторов.

### Результаты эксперимента

Предложенный алгоритм был апробирован экспериментальным путем, с использованием тестовой выборки, описанной в разделе «Аналитический обзор методов локализации НЗ» настоящей статьи.

Для удобства расчетов в алгоритм было введено ограничение о наличии в кадре только 1 НЗ, в случае, когда было выделено несколько областей интереса, классификатором выбирался наилучший результат.

Для эксперимента использовался ПК с характеристиками: ЦПУ Pentium Dual-Core 3,2 ГГц, ОЗУ 3 Гб. В табл. 2 показана точность детекции НЗ ТС, а в табл. 3 – уровень ложных детекций.

Таблица 2

	НЗ найден	НЗ не найден (ошибка первого рода)	НЗ найден неправильно (ошибка второго рода)	Среднее время обработки 1 кадра, с
Использование 1 классификатора	6638	93	269	0,048
	94,83%	1,33%	3,84%	
Использование 2 классификаторов последовательно	6846	93	61	0,061
	97,8%	1,33%	0,87	
Использование 2 классификаторов параллельно	6899	49	52	0,074
	98,56%	0,7%	0,74%	

Таблица 3

	НЗ найден	Среднее время обработки 1 кадра, с
Использование 1 классификатора	72	0,046
	3,75%	
Использование 2 классификаторов последовательно	27	0,059
	1,35%	
Использование 2 классификаторов параллельно	18	0,073
	0,9%	

В табл. 4 для модифицированного алгоритма приведены значения критериев, указанных в табл. 1 для существующих методов поиска НЗ.

Таблица 4

	Последовательные проходы	Параллельный проход
Среднее время обработки 1 кадра, с	0,061	0,074
Процент правильных обнаружений	97,8%	98,56%
Процент правильных обнаружений на зашумленных изображениях	82,2%	84,1%
Минимальная освещенность сцены	30 лк	30 лк
Максимальный крен НЗ	45 градусов	45 градусов
Максимальное количество НЗ	Не ограничено	Не ограничено

Предложенный алгоритм был реализован в виде ПО на языке объектно-ориентированного программирования C# (VisualStudio 2010) с использованием библиотеки AForge.NET и библиотеки Matlab Runtime. Были созданы каскады Хаара для поиска НЗ и поиска символов, используемых в НЗ ТС, в виде подключаемых XML-файлов.

### Обсуждение результатов моделирования

В результате моделирования было выяснено, что при использовании 1 классификатора с адаптивной предобработкой процент правильно локализованных НЗ бывает больше 94%, но наблюдается присутствие ошибок второго рода, когда объект фона принимается за номерной знак.

Использование второго классификатора в качестве корректирующего блока увеличивает показатель правильных локализаций до 97,8% за счет снижения ошибок второго рода с 3,84% до 0,87%, незначительно снижая время обработки (на 0,013 с). При последовательном использовании 2 классификаторов время об-

работки кадра составляет 0,06 с.

Использование параллельной работы двух классификаторов незначительно увеличивает время обработки до 0,074 с, но при этом дает возможность достичь показателя правильной локализации свыше 98,56%, что позволяет успешно применять предложенный алгоритм в реальных условиях.

При сравнении модифицированного алгоритма с существующими методами локализации НЗ при сопоставлении табл. 4 и 1 по каждому из критериев нами выявлены следующие особенности: 1) среднее время обработки 1 кадра составляет 0,07 с, что уступает нейросетевым методам, но при этом остается достаточным для систем видеофиксации, работающих в РВ; 2) показатель правильных обнаружений равен 98%, что совпадает с результатом работы нейросетевых методов; 3) показатель правильных обнаружений на зашумленных изображениях равен 84%, что уступает на 1% нейросетевому подходу; 4) минимальная освещенность сцены, необходимая для работы алгоритма, составляет 30 лк, что является наилучшим показателем из рассмотренных методов; 5) максимальный крен НЗ составляет 45° градусов, что на 5 градусов меньше чем у методов, основанных на использовании цветовой информации.

Несмотря на то, что по некоторым показателям предложенный алгоритм уступает рассмотренным ранее методам, преимуществом предложенного модифицированного подхода является возможность использовать его при реальных, изменчивых условиях съемки, а это позволяет внедрить данный алгоритм в систему контроля въезда – выезда ТС или систему управления дорожным трафиком.

Однако предложенному алгоритму присущи недостатки: требуются достаточно большие обучающие выборки, а также алгоритм склонен к переобучению при наличии значительного уровня шума в данных. Процесс обучения занимает достаточно продолжительное время. Данный фактор может стать серьезной проблемой при построении собственного классификатора, а также доработки блока предварительной обработки для повышения показателей локализации на зашумленных изображениях.

### **Заключение**

В настоящей статье предложен модифицированный алгоритм для локализации НЗ ТС в видеопотоке на основе метода Виолы – Джонса и примитивов Хаара, а также адаптивного усиления классификаторов. Предложена модель системы локализации НЗ с использованием двухпроходного алгоритма классификации, особенностью которого является последовательная или параллельная работы 2 классификаторов Хаара. Новизна состоит в применении алгоритма Виолы – Джонса к задаче локализации НЗ с добавлением адаптивной предобработки, а также последовательной и параллельной двухпроходной классификации.

Экспериментально доказано, что применение данного подхода увеличивает показатель правильных локализаций номерных знаков до 98%, что позволяет применять предложенный алгоритм в реальных системах контроля транспортных потоков. С использованием тестовой выборки доказано, что в отличие от ранее используемых методов предложенный алгоритм устойчив к изменчивым условиям съемки и качеству видео.

Разработана и протестирована программа, реализующая метод Виолы – Джонса для поиска номерных знаков, с использованием 2 каскадов Хаара, работающих последовательно или параллельно, на языке объектно-ориентированного программирования C#.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. *Barroso J., Rafael A., Dagless E.L., Bulas-Cruz J.* Number plate reading using computer vision. <http://www.utad.pt/~jbarroso/html/isie97.html>
2. *Zheng D., Zhao Y., Wang J.* An efficient method of license plate location // *Pattern Recognit. Lett.* – 2005. – Vol. 26, №.15. – P.2431-2438.
3. Drom.ru – Автомобильный портал URL:<http://drom.ru> (дата доступа 10 июня 2013 г.)
4. *Sochman J., Matas J.* «AdaBoost», Center for Machine Perception. – Czech Technical University, – Prague, 2010.
5. *Deb K., Lim H., Kang S.J., Jo K.H.* An Efficient Method of Vehicle License Plate Detection Based on HSI Color Model and Histogram // *In LNCS.* – 2009. – Vol, 5579. – P.66-75.
6. *Viola P., Jones M.* Robust Real-Time Face Detection // *International Journal of Computer Vision.* – 2004. – №57(2). – P.137-154.
7. *Kim S., Kim D., Ryu Y., Kim G.* A Robust License-plate Extraction Method under Complex Image Conditions // *Proc. of International Conference on Pattern Recognition.* – 2002. – Vol. 3. – P.216-219.
8. *Jia W., Zhang H., He X., Piccardi M.* Mean Shift for Accurate License Plate Localization // *Proc. of International Conference on Intelligent Transportation Systems.* – 2005. – P.566-571.
9. *Wing Teng Ho, HaoWooi Lim, Yong HaurTay.* Two-Stage License Plate Detection Using Gentle Adaboost and SIFT-SVM // *First Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems.* – 2006. – P.109-114.
10. *Chen X.R., Yuille A.L.* Detecting and Reading Text in Natural Scenes // *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004.*
11. *Freund Y., Schapire R.E.* A Short Introduction to Boosting // *Shannon Laboratory.* – 1999. – P.771-780.
12. *Амосов О.С., Елисеев М.Е., Тихонов А.С.* Опыт исследования, разработки, внедрения и перспективы развития интеллектуальной управляемой энергосберегающей системы освещения университета // *Ученые записки Комсомольского-на-Амуре государственного технического университета.* – 2013. – № 1(13). – С.26-36.
13. *Амосов О.С., Иванов Ю.С.* Модель, алгоритмы и аппаратно-программный комплекс для управления освещением на основе системы охранного телевидения // *Информатика и системы управления.* – 2013. – № 1(35). – С.156-166.
14. *Иванов Ю.С.* Применение модифицированного алгоритма Viola – Jones к задаче обнаружения лица человека в видеопотоке // *Актуальные проблемы математики, физики, информатики в вузе и школе: Международная науч.-практ. конф.* – Комсомольск-на-Амуре: Изд-во АмГПГУ, 2012. – С.52-61.
15. *Гонсалес Р., Вудс Р.* Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005.

*E-mail:*

*Амосов Олег Семенович – [osa18@yandex.ru](mailto:osa18@yandex.ru);*

*Иванов Юрий Сергеевич – [ivanov\\_ys@garmvis.ru](mailto:ivanov_ys@garmvis.ru).*