

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
**«БЕЛГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**
(Н И У « Б е л Г У »)

ИНСТИТУТ ИНЖЕНЕРНЫХ И ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ
КАФЕДРА ПРИКЛАДНОЙ ИНФОРМАТИКИ И ИНФОРМАЦИОННЫХ
ТЕХНОЛОГИЙ

**ИССЛЕДОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ПРОДУКТА
ОПЕРАТИВНО-ДИСПЕТЧЕРСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ЖИЛОГО
КОМПЛЕКСА НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА АВТОМОБИЛЬНЫХ
НОМЕРОВ**

Выпускная квалификационная работа
обучающегося по направлению подготовки 09.04.03 «Прикладная
информатика»
очной формы обучения, группы 12001733
Щеглова Дмитрия Юрьевича

Научный руководитель
доцент кафедры прикладной
информатики и информационных
технологий к.т.н., доцент
Немцев А.Н.

Рецензент
заведующий кафедрой, профессор
кафедры, кандидат технических
наук, доцент по кафедре
энергетики теплотехнологии,
заслуженный энергетик РФ,
почётный работник ЖКХ России,
генеральный директор ООО
"АУДИТ И
ЭНЕРГОСБЕРЕЖЕНИЕ"
Кожевников В.П.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
1 Анализ современного состояния исследований в области распознавания структурированных символов	10
1.1 Сравнительный анализ существующих методов распознавания структурированных символов.....	12
1.2 Исследование стандартов номерных знаков транспортных средств и их геометро-топологических характеристик	22
1.2.1 Классификация номерных знаков транспортных средств в соответствии с государственными стандартами.....	22
1.2.2 Геометро-топологические характеристики номерных знаков	26
1.3 Выводы по первому разделу	31
2 Методы преобразования геометро-топологических характеристик номерных знаков транспортных средств.....	32
2.1 Метод предварительной обработки и преобразования двустрочных номерных знаков к однострочному виду	32
2.2 Метод преобразования цветов фона и буквенно-цифровых символов.....	35
2.3 Метод классификации символов с учетом геометрических характеристик букв и цифр номерных знаков	37
2.4 Выводы по второму разделу	44
3 Методы, модели анализа и распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств	45
3.1 Методика распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств	45

3.2	Методы локализации номерного знака транспортных средств ...	50
3.2.1	Аналитический обзор методов локализации номерных знаков транспортных средств.....	50
3.2.2	Алгоритм на базе гистограммы ориентированных градиентов и метода опорных векторов.....	52
3.2.3	Алгоритм на базе контурного анализа.....	58
3.3	Сегментация и распознавание структурированных символов номерного знака транспортных средств	63
3.4	Алгоритм сегментации и распознавания символов на базе контурного анализа и метода простых шаблонов	68
3.5	Выводы по третьему разделу	70
4	Разработка системы распознавания номерных знаков и результаты экспериментальных исследований.....	72
4.1	Функциональное обеспечение системы распознавания номерных знаков.....	72
4.2	Описание пользовательского интерфейса.....	76
4.3	Использование системы «НОМЕР» для оперативно-диспетчерского управления жилого комплекса.....	78
4.4	Результаты экспериментальных исследований работы алгоритмов локализации номерного знака.....	82
4.5	Выводы по четвертому разделу.....	87
	ЗАКЛЮЧЕНИЕ	88
	СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	90

ВВЕДЕНИЕ

Одним из основных направлений государственной программы Российской Федерации является повышение качества и условий жизни через внедрение информационно-коммуникационных технологий (ИКТ). Важнейшим приоритетом среди которых является развитие транспортной системы через ИКТ. Базовым инструментом для повышения эффективности и привлекательности транспортной отрасли должно стать внедрение интеллектуальной транспортной системы, неотъемлемым элементом которой являются средства распознавания регистрационных номерных знаков. Они успешно применяются практически во всех сферах, так или иначе связанных с транспортными средствами. Регистрационный знак состоит из комбинации букв и цифр, которые используются для учета всех видов транспортных средств (ТС). В основе процессов использования регистрационных знаков (буквенно-цифровых символов) лежит технология автоматизированного распознавания структурированных символов.

В настоящее время существует достаточно много систем распознавания автомобильных номеров, обладающие высоким быстродействием и точностью распознавания даже при большой скорости движения автомобилей. Однако, для обеспечения бесперебойного функционирования таких систем, требуется специальное дорогостоящее аппаратное оборудование. Приобретение подобного рода оборудования не всегда целесообразно для таких типов объектов, где скорость проезда транспортных средств невелика. К таким типам объектов относятся автозаправочные станции (АЗС), парковки, стоянки, площадки перед магазинами, внутриквартальные дороги, гаражные кооперативы и ряд других.

Причины, по которым устанавливают системы распознавания автомобильных номеров:

- 1) Повышение уровня безопасности территории у дома.
- 2) Ограничение доступа. На многие территории въезд разрешен далеко не всем и системы распознавания автомобильных номеров один из самых удобных и недорогих способов ограничить доступ нежелательного автотранспорта.
- 3) Организация платного доступа для автомобилей. Это могут быть платные парковки в торговых и бизнес-центрах, парковки, предназначенные для хранения автомобилей в темное время суток, это могут быть перехватывающие парковки и многие другие.
- 4) Управление потоками автотранспорта на многих объектах городской инфраструктуры существует необходимость для пропуска уполномоченных транспортных средств на ту или иную территорию.
- 5) Управление временем нахождения автотранспортного средства на территории. Во многих случаях существует необходимость ограничить не сам въезд, а время нахождения на территории автотранспортного средства.
- 6) Регистрация автотранспорта. Иногда необходимо просто регистрировать весь выезжающий и выезжающий автотранспорт. Это может быть востребованным при, например, сборе статистики которая позволяет анализировать транспортную загруженность.
- 7) Отслеживание автотранспорта внесено в список наблюдения. Система может отслеживать появление автотранспортных средств и специально созданного для этих целей списка наблюдения и выдавать тревожный сигнал при их появлении.

Потребность проведения исследований и разработки таких технологий для решения проблем данного уровня вызвала необходимость создания методов и моделей анализа структурированных символов для распознавания текстовой информации, которая отражена на регистрационных номерных знаках ТС.

Актуальность и значимость этих исследований обусловлена также возрастающими требованиями к обеспечению контроля безопасности

дорожного движения, ввиду непрерывного роста числа транспортных средств. Отметим, что, несмотря на достаточно большое количество систем распознавания номерных знаков, разработки исследователей с ориентацией на решение предложенных проблем не представлены в полной мере.

Большой вклад в развитие теории распознавания образов внесли такие ученые, как R.Gonzalez [16, 32], R.Woods [41], K.S. Fu [35], William K. Pratt [28], Я.А. Фурман [19] и др.

Объектом исследования является процесс распознавания структурированных символов.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы распознавания автомобильных номеров.

Целью исследования является совершенствование моделей и методов анализа и распознавания структурированных символов для повышения эффективности распознавания автомобильных номеров.

Для достижения указанной цели в диссертационной работе ставятся и решаются следующие задачи:

- проанализировать существующие методы распознавания структурированных символов;
- исследовать стандарты Российской Федерации по номерным знакам и нанесению на них буквенно-цифровых символов для решения проблем классификации и кластеризации символов;
- разработать метод и алгоритмы, повышающие эффективность распознавания текстовой информации на примере автомобильных номеров;
- провести экспериментальные исследования и сравнительный анализ полученных результатов.

Научная новизна диссертационного исследования определяется тем, что впервые предлагается методика распознавания структурированных символов на примере автомобильных номеров, включающая методы преобразования геометро-топологических характеристик номерных знаков и

метод классификации буквенно-цифровых символов путем применения кластерного анализа.

Основные научные положения, выносимые на защиту:

- алгоритм преобразования геометро-топологических характеристик номерных знаков, базирующиеся на сведениях к стандартизированному однострочному виду и получении цветных номерных знаков в однородной палитре серого цвета;

- метод классификации буквенно-цифровых символов с учетом геометрических характеристик номерных знаков, обеспечивающий уменьшение итераций в процессе классификации и ускорение обработки символов;

- модифицированный алгоритм распознавания символов на базе методов контурного анализа и шаблонного метода с добавлением предложенных преобразований.

Практическая значимость исследования. Разработанные алгоритмические и программные средства предназначены для использования в системах безопасности, видеонаблюдения и обработки цифровых изображений.

Пояснительная записка состоит из введения, 4 разделов, заключения и списка используемых источников.

Во введении отражены актуальность, объект, предмет, цель, задачи и научная новизна данной работы.

Первый раздел. Рассмотрены теоретические аспекты распознавания структурированных символов, а в особенности методы, по которым осуществляется распознавание структурированных символов. Был проведен анализ традиционных классических методов распознавания структурированных символов. На проведенном всестороннем анализе из рассмотренных методов за основу в исследовательской работе были взяты методы на основе шаблонов и метод опорных векторов.

Проведено исследование геометро-топологических характеристик номерных знаков транспортных средств РК с целью определения служебной и символично-цифровой информации, которые были в последующем использованы при разработке алгоритмов классификации и кластеризации структурированных символов.

На основе изучения и анализа геометро-топологических характеристик номерных знаков транспортных средств в соответствии со стандартами РФ, выявлены основные характеристические признаки символов НЗ, которые инвариантны относительно различных преобразований.

Второй раздел. Для решения поставленных в диссертационном исследовании задач были разработаны методы преобразования геометро-топологических характеристик номерных знаков, суть которых заключается в предварительной обработке локализованного НЗ, путем сведения всех типов НЗ к единому однострочному виду, а также в преобразования цветных НЗ в однородную палитру серого цвета.

Описан разработанный метод предварительной обработки и преобразования двустрочных номерных знаков к однострочному виду. Приведено описание метода преобразования цветов фона и буквенно-цифровых символов номерных знаков. Приведено описание метода классификации символов с учетом геометрических характеристик букв и цифр номерных знаков.

Третий раздел. Разработана процессная модель системы распознавания структурированных символов, а также приведены описания работы каждого слоя данной модели.

Разработан алгоритм нахождения области номерных знаков ТС, использующий в качестве характеристических признаков гистограммы ориентированных градиентов, в качестве классификатора метод опорных векторов. Проведена оценка качества классификатора на базе собственной тестовой выборки. Исследованы зависимости работы алгоритма на базе гистограммы ориентированных градиентов и метода опорных векторов от

различных параметров HOG. По результатам проведенного эксперимента подходящими параметрами дескриптора HOG для локализации номерных знаков являются блоки размером 2×2 ячеек, ячейки размером 8×8 пикселей.

Разработан модифицированный алгоритм распознавания символов на базе методов контурного анализа и шаблонного метода с добавлением преобразований, описанных во втором разделе.

Четвертый раздел. Разработана функциональная модель программной системы обработки структурированных символов. Изучены варианты использования и различные виды взаимодействий в этом комплексе. Проведена разработка модели реализации программной системы и выявлены классы его модулей.

Проведены экспериментальные исследования работы двух алгоритмов локализации НЗ на влияние условий освещенности. Исследовано влияние импульсного шума на работу алгоритмов локализации НЗ на базе HOG+SVM и контурного анализа.

Проведен сравнительный анализ разработанных алгоритмов распознавания НЗ на базе методов HOG+SVM и на базе контурного анализа и метода простых шаблонов с предложенными преобразованиями.

Заключение содержит выводы по проделанной работе.

Выпускная квалификационная работа содержит 94 страницы, 41 рисунок, 6 таблиц.

1 Анализ современного состояния исследований в области распознавания структурированных символов

Современное прогрессивно-развивающееся технологическое общество произвело много выдающихся прорывов, которые касаются практически всех аспектов человеческой жизнедеятельности. Данные достижения, в свою очередь, определяют четкие границы и точные перспективные задачи с последующим их решением. В результате стремительного роста и развития научно-технического прогресса появляются новые и совершенствуются известные методы решения поставленных задач с учетом научного профессионализма и накопленного опыта. В диссертационном исследовании будет сделан акцент на путях и дорогах не в философском восприятии, а применительно к коммуникативному смыслу их значения.

Согласно толковому словарю Ожегова [25], значение слова «дорога» означает место, по которому следует пойти, либо проехать, т.е. путь следования. Исходя из данного толкования, отметим глагол «проехать», а именно нацелим, заострим свое внимание на то самое средство, которое обычно называется транспортом. Понятие транспорта также многогранно и, в соответствии с этим, имеет свои классификации. Будем рассматривать автомобильный транспорт, поскольку он является основным объектом исследования данной диссертационной работы. Строгая постановка проблемы заключается в разработке методов и моделей анализа структурированных символов для распознавания текстовой информации для идентификации автомобиля по его маркировке, т.е. по регистрационному номеру автомобиля. Отметим, что, используя специфическую маркировку автомобилей, можно разработать технологию автоматизированного распознавания структурированных символов.

В мире существует большое количество дорог, по которым движется огромное количество автомобилей. И все эти движущиеся технические

средства опознаются (характеризуются) своим уникальным идентификационным номером, который называется номерным знаком. Номерной знак транспорта является его регистрационным номером, за которым закрепляется ряд законных прав, в первую очередь дающая право на участие в дорожном движении.

В связи с этим, проблема опознавания или же распознавания номерного знака, либо же его идентификация, является важным аспектом контроля и обеспечения безопасности движения на дорогах во всем мире. Системы, позволяющие решать такие задачи, имеют свои особенности и необходимы в различных сферах. Например, такими сферами могут быть разномасштабные автомобильные стоянки, парковочные пункты, автозаправочные станции, пункты контроля въезда на территорию объекта и т.п.

Под системами автоматического (автоматизированного) распознавания номерных знаков автотранспортных средств, понимаются программные и(или) аппаратно-программные комплексы, которые реализуют алгоритмы автоматического (автоматизированного) распознавания номерных знаков. Это необходимо для регистрации неких событий, которые напрямую связаны с перемещением автомобилей и других видов транспортов, где происходит автоматизация ввода данных с их последующей обработкой.

Таким образом, в данной диссертационной работе, на основе методов распознавания структурированных символов, впервые, приводится системное исследование распознавания номерных знаков ТС, в соответствии со российскими государственными стандартами, по собственному разработанному алгоритму представляется автоматизированная система распознавания номерных знаков ТС.

1.1 Сравнительный анализ существующих методов распознавания структурированных символов

Термин «распознавание» ментально применяется со словом «образ» и в научных исследованиях представляется в словосочетании как распознавание образов. Сами образы разделяются на следующие категории: абстрактные и конкретные образы [12, 18-21]. Приводя примеры для абстрактных образов, следует представить идеи или аргументы, ну а примерами для конкретного распознавания, служат буквы, символы, рисунки, изображения, сигналы, речи т.д. В распознавании образов можно разделить общую задачу на три фазы [22], представленные на рисунке 1.1.



Рисунок 1.1 – Три фазы распознавания образов

Последняя из трех фаз выполняет наиважнейшую, решающую функцию, поскольку на данном этапе происходит представление образов и приближение их к машинному распознаванию.

Далее перейдем к анализу методов, которые применяются в распознавании структурированных символов текстовой информации. На основе анализа существующих методов и моделей в распознавании структурированных символов текстовой информации, предлагается собственная процедура применения данных методов и моделей, на примере идентификации номерных знаков автомобилей для конкретных объектов, и

тем самым предлагается усовершенствованная автоматизированная модель распознавания структурированных символов текстовой информации.

Отметим, что технологии распознавания символов реализуются, в основном, тремя традиционными методами [23-25], приведенными на рисунке 1.2.



Рисунок 1.2 – Традиционные методы распознавания символов

Рассматривая каждый из этих методов можно сказать, что они ориентированы на свои условия применения, для которых они являются эффективными. Также, как и у любых других существующих методов в целом, этим методам присущи свои недостатки. В наибольшей степени это – низкая устойчивость к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, смене ракурса и другим искажениям.

Эти недостатки особенно существенно проявились при масштабной эксплуатации программно-технологических систем, использующих в своей основе эти методы, в частности, практически у всех систем распознавания структурированных символов точностные характеристики резко падают и становятся ниже технологически приемлемых при искажении аффинными и проекционными преобразованиями. Вместе с тем технологические условия получения информации о маркировке не позволяют полностью устранить эти искажения [26].

Для шаблонных методов характерно то, что происходит сравнение изображения символа со всеми имеющимися в базе системы шаблонами [25,

27]. Наиболее подходящим шаблоном считается тот, у которого будет наименьшее количество точек, отличных от исследуемого изображения. Шаблонные методы хорошо распознают дефектные символы (разорванные, склеенные), но основной недостаток шаблонных методов – невозможность распознать шрифт, хоть немного отличающийся от заложенного в систему (размером, наклоном или начертанием).

Признаковые методы [25, 28,29] наиболее распространены. В их основу положено предположение, что можно анализировать не все изображение символа, а только набор признаков, вычисленных по изображению. Подразумевается, что значения признаков несут достаточно информации о символе. Недостатком признакового подхода является то, что распознаванию подвергается не сам символ, а некоторый набор признаков, что может привести к неправильному распознаванию символов.

Структурные методы [24, 25, 30-36] хранят информацию не о поточечном написании символа, а о его топологии (эталон содержит информацию о взаимном расположении структурных элементов символа). При этом становится неважным размер распознаваемой буквы-образа и шрифт, которым она напечатана. Но главным недостатком в данном случае являются большие ресурсные затраты, требующиеся для реализации данного метода, поскольку при структурном подходе в изображении символов ведется построение скелета, вычисление определенных форм округлостей, угловых и линейных соотношений, пропорций между продольными и поперечными линиями, а также определение пробелов и др.

Из исследования подходов к распознаванию символов, описанными выше методами, можно сделать выводы о том, что преимуществом первого метода является использование базы шаблонов символов, которые сравниваются с искомым символом изображения, а недостатком данного метода является тот факт, что даже небольшие отличия от заложенного в базе шаблонов символов не позволяют правильно распознать необходимый шрифт. Преимуществом признакового метода является использование

вектора признаков изображения, по которым ведется распознавание, недостатком является то, что набор признаков также не дает гарантию точного распознавания изображения.

Преимущество структурного метода распознавания заключается в построении скелета символов изображения, который несет информацию о расположении структурных элементов символа, путем вычисления определенных форм, а недостатками являются большие ресурсные затраты.

Рассмотрим более подробно шаблонный метод распознавания структурированных символов, поскольку данный метод взят за основу в разрабатываемой автоматизированной системе распознавания номерных знаков автомобилей и других технических средств передвижения.

В шаблонном методе распознавания структурированных символов, изображения символов представляются в бинарном виде. Точки, принадлежащие данному символу, имеют черный цвет, а точки, имеющие отношения к фону, имеют белый цвет.

В обсуждаемом методе шаблон для каждого класса обычно получают, усредняя изображения символов обучающей выборки.

Морфологические методы распознавания структурированных символов. Отметим, что одними из наиболее важных источников информации являются каналы зрительного (визуального) восприятия. Под каналами зрительного восприятия, которые фиксируют необходимые данные, и в нужное время, в нужный момент, дают возможность к доступу информации, подразумеваются цифровые видеодатчики, видеонаблюдатели или видеокамеры, которые, в свою очередь, под своей функциональностью скрывают сложные, многоуровневые операции и математические методы.

Поэтому проблема создания эффективных алгоритмов автоматического анализа изображений, обеспечивающие качественную обработку больших объемов данных является актуальной. Особенностью разработки таких автоматизированных систем распознавания изображений, в частности НЗ ТС, является создание соответствующего математического описания

изображений, которые отражают весь смысл и его содержание. Иначе говоря, данное описание должно показывать только существенные особенности изображения, а не быть зависимым от несуществующих мелочей и деталей.

В рассмотренных традиционных методах распознавания структурированных символов есть свои особенности, а также некоторая ограниченность в условиях их применения. По этой причине, также следует рассмотреть методы, которые базируются на применении признаков, инвариантных к аффинным и проективным преобразованиям, которые составляют основу методов морфологического анализа изображений.

Морфологический анализ формы изображений, который основывается на теории множеств, интегральной геометрии, анализе выпуклых функций, стереологии и геометрической теории вероятностей, был разработан J. Serra и Ю.П. Пытьевым [37–41]. Он позволяет дать количественное описание особенностей геометрической структуры.

Анализируя методы морфологического анализа формы изображений, можно выделить ключевые моменты, шаги применения и выполнения самих методов, в соответствии с рисунком 1.3.



Рисунок 1.3 – Методы морфологического анализа формы изображений

Входными данными для операций морфологии являются бинарное изображение и структурный элемент, либо примитив, который относительно друг друга представляется наиболее меньшим элементом. Основными

операциями морфологического преобразования являются параллельный перенос, центральное отражение, дилатация, эрозия, открытие и закрытие. Ниже приведено краткое описание вышеперечисленных операций.

Параллельный перенос предназначен для сдвига всех элементов основного бинарного изображения на заданное расстояние. Центральное отражение основного множества представляет собой поворот основного множества на 180 градусов относительно начала координат. Выполнение дилатации состоит из нескольких шагов:

- осуществление центрального отражения примитива;
- перенос примитива в заданную точку;
- оценка выходного значения.

При эрозии элементу выходного массива присваивается значение 1, если элементы входного изображения и структурного элемента совпадают. Эрозия приводит к сжатию изображения и применяется в основном для удаления и уменьшения некоторых областей, размеры которых меньше структурного элемента.

Открытие (размыкание) представляет собой последовательно выполненные операции эрозии и дилатации. Данная операция к уменьшению размера объекта не приводит, позволяет избавиться от маленьких фрагментов, выступающие во внешнюю границу области.

Операция закрытия (замыкания) представляет собой противоречие операции открытия, т.е. вначале выполняется операция дилатации, затем эрозии. Операция замыкания позволяет замкнуть отверстия области и устранить заливы области без изменения ее внешних границ.

Таким образом, применяемые морфологические методы, предполагают знания конкретных размеров обрабатываемого объекта, кроме того, они являются достаточно чувствительными к зашумленным изображениям.

Методы машинного обучения. Машинное (компьютерное) обучение [32] составляет один из подразделов искусственного интеллекта и является математической дисциплиной, которая вбирает себя множество разделов,

таких как численные методы оптимизации, математическая статистика, теория вероятностей, дискретный анализ и т.д. В машинном обучении выделяют два типа обучения: обучение по прецедентам и обучение без учителя.

Суть обучения по прецедентам заключается в том, что существует множество объектов (ситуаций) и множество возможных ответов (решений) и изначально ясно, что есть некая связь между объектами и ответами, однако она неизвестна. Известно лишь конечная совокупность прецедентов, т.е. пар, состоящие из объекта и ответа, их называют обучающей выборкой. Задача данного типа обучения состоит в том, что, используя эти данные, следует определить их взаимосвязь и выстроить алгоритм, который смог бы для любого объекта дать предельно точный ответ.

При обучении без учителя известны лишь описания множества объектов (ситуаций). Суть обучения заключается в том, что используя эти данные, необходимо обнаружить внутренние взаимосвязи, существующие между объектами.

Нейросетевые методы обработки информации и распознавания образов обладают хорошими качествами, такими как, высокая надежность и устойчивость к небольшим изменениям входного сигнала. Принцип построения нейронных сетей основан на примитиве биологической модели нервных систем. Применение нейронных сетей для распознавания образов описаны в трудах У.Маккалоха, Д.Хебба, Ф.Розенблатта, М.Минского, Дж.Хопфилда, Б.С.Ахметова и др. [22, 33]. Используя эти методы, можно получить такие свойства, как быстрое обучение, настройка сети, истинность полученных результатов и в случае поступления зашумленного сигнала, можно быть уверенным в полной работоспособности сети. Процесс обучения нейронных сетей базируется на наборе обучающих примеров, из них извлекаются признаки, по которым определяется их важность и строится взаимосвязь между ними. В основе искусственных нейронных сетей лежит взаимодействие обычных процессоров или их можно еще назвать

искусственными нейронами, которые связаны между собой определенными способами, а также имеют свое текущее состояние. Процессоры этих сетей, либо же искусственные нейроны периодически получают поступающие сигналы и соответственно отправляют их другим процессорам. Это значит, что у каждого процессора (далее искусственного нейрона) есть группа входных каналов, соединенные с выходами других нейронов. Также данный нейрон обладает выходной связью, где с нее поступают сигналы в следующее соединение другого нейрона. На вход искусственного нейрона поступают некое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый из этих входов умножается на соответствующий вес, полученные все произведения в результате чего суммируются, тем самым определяется уровень активности нейрона. Модель искусственного нейрона приведена на рисунке 1.4.

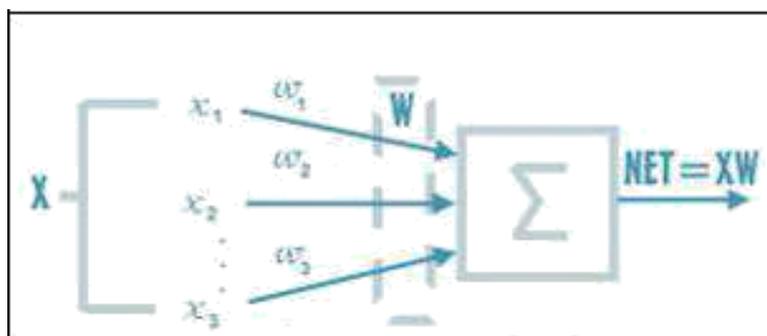


Рисунок 1.4 – Модель искусственного нейрона

Множество поступающих входных сигналов $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, образуют вектор X . Каждый сигнал умножается на вес $w_1, w_2, w_3 \dots, w_n$ и поступает на суммирующий блок. Суммирующий блок алгебраически суммирует взвешенные входы и создает выходы.

Как правило, в задачах, связанные с распознаванием структурированных символов, к примеру, номерных знаков автомобилей, часто используется нейронная сеть в виде многослойного персептрона, поскольку такая архитектура сети дает возможность наиболее эффективно обрабатывать зашумленные сигналы, что является важным фактором в

данном методе. К недостаткам применения методов нейронных сетей при решении задач распознавания следует отнести затраты большего времени для обучения сетей и подготовки выборки.

Метод машинного обучения Виолы-Джонса. В работах [14, 16] рассматриваемый метод является основополагающим методом для поиска объектов изображений в реальном времени. Принципы [36], на которые опирается метод Виола-Джонса:

- использование изображения в интегральном представлении;
- использование признаков Хаара;
- использование бустинга.

Преимуществом интегрального представления изображения 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 необходимого объекта с использованием признаков 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.

Бустинг используется для осуществления наиболее подходящих признаков. Идея бустинга впервые была предложена R.Schapiro в конце 90-х годов. Данная процедура осуществляет последовательное построение композиции алгоритмов машинного обучения, где каждый следующий алгоритм стремится компенсировать недостатки композиции всех предыдущих алгоритмов. Для осуществления быстрого отсеивания окон, где не обнаружен необходимый объект используются каскады признаков, каждый из которых (кроме первого) обучается на ошибках предыдущего. На основе поступивших признаков на вход классификатора выдается результат правильности, либо ложности.

Недостатком метода Виолы-Джонса является то, что результат проводимой работы зависит от обучающей выборки, а это в свою очередь говорит о том, что под входными данными подразумевается яркое изображение, которое реагирует к освещенности.

Метод опорных векторов. В диссертационной работе, в соответствии с определенными целями и задачами, за основу также был взят метод опорных векторов.

Метод опорных векторов [19, 24, 37] относится к методам машинного обучения, целью которого является классификация поступившей группы входных данных в один из двух классов. Для обеспечения эффективности работы метода используют обучающую выборку, которая состоит из входных и выходных данных, и которая важна для построения модели метода опорных векторов. Метод опорных векторов относится к семейству линейных классификаторов.

На основе построенной модели также можно воспроизвести классификацию новых данных. Для построения модели опорных векторов следует взять обучающие входные данные, отобразить их в многомерном пространстве, далее используя регрессию найти гиперплоскость, которая бы могла разделять два класса входных данных. Гиперплоскость - это поверхность в n -мерном пространстве, разделяющая его на два подпространства. Отметим, что существует целое множество гиперплоскостей, которые разделяют два класса, поэтому для хорошей классификации, необходимо, чтобы расстояние между ближайшими к гиперплоскости точками, которые лежат по разные стороны гиперплоскости, было максимальным и это будет наилучшей классификацией. После того как закончится обучение модели, она сможет при помощи гиперплоскости классифицировать новые входные данные в тот или иной класс. Одним из преимуществ метода опорных векторов является то, что если удалить все точки, кроме опорных векторов, алгоритм метода опорных векторов не изменится и данное свойство этого метода делает его уникальным. Отметим,

что для каждого рассмотренного метода машинного обучения присущи свои достоинства и недостатки, и использование этих методов зависит от постановки задачи и оценки их применимости в той или иной ситуации.

1.2 Исследование стандартов номерных знаков транспортных средств и их геометро-топологических характеристик

Прежде чем приступать к разработке алгоритмов распознавания номерных знаков транспортных средств был проведен анализ действующих номерных знаков на территории Российской Федерации.

1.2.1 Классификация номерных знаков транспортных средств в соответствии с государственными стандартами

В Российской Федерации большинство регистрационных знаков — стандартные знаки образца 1993 года, вид которых определен ГОСТ Р 50577-93 (приказ от 30 июля 1993 года № 362 о новых государственных регистрационных знаках транспортных средств). Номерные знаки маршрутных ТС, военных ТС, ТС дипломатических миссий, ТС МВД России, прицепов, строительной техники и мотоциклов имеют формат и/или размеры, немного отличающиеся от стандартного.

С 1 января 2019 года в Российской Федерации планировалось ввести в действие новый ГОСТ Р 50577-2018. Основные отличия нового ГОСТа от старого:

- добавлены несколько новых типов номерных знаков;
- изменены внешний вид и размеры некоторых номеров;

- отменены фиксированные отверстия для крепления номеров.

Однако в декабре 2018 года ГИБДД обратилась к Росстандарту о переносе даты ввода нового стандарта с 1 января на 4 августа, и Росстандарт пошёл навстречу.

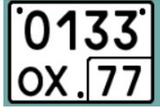
Стандарт ГОСТ Р 50577-93 был введен в 1993 году и распространяется на все номерные знаки, выданные в период с 1993 по 2019 год. В данном стандарте устанавливаются типы, структура и размеры, требования по качеству и безопасности, правила приемки и методы контроля, правила транспортирования, хранения и эксплуатации номерных знаков. С появлением стандарта ГОСТ Р 50577-93 номерные знаки, соответствующие предыдущему стандарту, не выдаются, тем не менее действительны до их полной замены в соответствии со сроком годности их хранения и эксплуатации.

Стандарт ГОСТ Р 50577-2018 вступит в силу, начиная с августа 2019 года, данный стандарт не затронул тип и размеры выдаваемых номерных знаков, однако существенно изменил их структуру и внешний вид, который теперь стилизован под международный. Настоящим стандартом введены новые виды номерных знаков среди номеров иностранных граждан и дипломатических номеров. Для изучения миграции применяется совокупность специальных приемов.

Комбинации на стандартных номерных знаках строятся по принципу — 3 буквы, 3 цифры. Буквы означают серию номерного знака, а цифры — номер. ГОСТом для использования на знаках разрешены 12 букв кириллицы, имеющие графические аналоги в латинском алфавите — А, В, Е, К, М, Н, О, Р, С, Т, У и Х. В правой части номерного знака имеется секция, в которой размещены: в нижней части — флаг РФ и буквенный код RUS, а в верхней — код субъекта РФ, где был зарегистрирован автомобиль. Буквы и цифры кода региона по размеру шрифта меньше, чем основные цифры.

В настоящее время в Российской Федерации используются следующие автомобильные номера (табл. 1.1).

Таблица 1.1 – Примеры автомобильных номеров РФ

Автомобильные		Военные автомобили	
Полицейские автомобили		Новые транзиты	
Общественный транспорт		Дипломатические	
Прицепы		Военные прицепы	
Полицейские прицепы		Экспортные транзиты	
Спецтехника		Военная техника	
Мотоциклы		Военные мотоциклы	
Полицейские мотоциклы			

В зависимости от применяемых регистрационных знаков транспортные средства подразделяют на следующие группы:

1 - транспортные средства, принадлежащие юридическим лицам и гражданам Российской Федерации, юридическим лицам и гражданам иностранных государств, кроме отнесенных к группе 3, а также лицам без гражданства;

2 - транспортные средства воинских частей и соединений, находящихся под юрисдикцией Российской Федерации и образованных в соответствии с действующими законодательными актами;

3 - транспортные средства, принадлежащие дипломатическим представительствам, консульским учреждениям, в том числе возглавляемым почетными консульскими должностными лицами, международным

(межгосударственным) организациям и их сотрудникам, аккредитованным при Министерстве иностранных дел Российской Федерации;

4 - транспортные средства, временно допущенные к участию в дорожном движении;

5 - транспортные средства, принадлежащие органам внутренних дел Российской Федерации.

Как видно из таблицы, обозначения на номерных знаках (кроме комбинаций на общественном транспорте, военных транспортных средствах, дипломатических миссий, прицепах) располагаются по порядку – буква, три цифры, две буквы. Числовое обозначение – номер, буквенное – серия номерного знака (рис. 1.5).



Рисунок 1.5 – Регистрационный знак автомобиля

Изначально вид номеров несколько отличался от современного, поскольку изначально номера нового стандарта выпускались ещё по советской технологии, то есть номер был стальной (теперь алюминиевый), а изображение флага отсутствовало. Позднее, когда была внедрена современная технология, предусматривающая применение для фона светоотражающей плёнки (вместо белой краски), изображение флага России появилось, вместе с этим стала печататься на плёнке и надпись RUS (только для автомобильных номеров типов 1, 1а и прицепных номеров).

Таким образом, согласно государственным стандартам РК номерные знаки транспортных средств характеризуются по числу строк, цвету фона и габаритным размерам.

1.2.2 Геометро-топологические характеристики номерных знаков

Одной из основных проблем распознавания информации является нахождение независимых и просто вычисляемых признаков. В качестве такого характеристического признака в данном диссертационном исследовании взято отношение высоты номерного знака к его ширине. Поскольку существует стандарт нанесения информации на номерные знаки РК, то это соотношение является постоянной величиной и с точки зрения алгоритмов компьютерной графики определяется и вычисляется достаточно просто.

Согласно ГОСТ Р 50577-93 существует 19 типов НЗ, отличающиеся по числу строк, цвету фона и габаритным размерам. Далее будут рассматриваться проблемы выделения цифровых и буквенных символов, а также дополнительной информации номерного знака.

В силу заданного стандартом способа нанесения символов для различных типов номерных знаков, будут определены области структурированной информации. Размеры данных областей будут найдены в физических величинах и независимых от преобразования масштаба отношениях высоты выделенной области к ее ширине.

Ниже приведены способы нанесения информации на НЗ в соответствии с типами НЗ.

Геометро-топологические характеристики всех типов регистрационных номерных знаков транспортных средств. Под геометрическими характеристиками понимаются числовые величины (параметры), определяющие реальные размеры форм номерных знаков. Большинство типов НЗ согласно стандартам РФ являются прямоугольными, поэтому геометрическими характеристиками НЗ будут служить его высота и ширина.

Под топологическими характеристиками понимается структура нанесения информации на определенный тип НЗ. Примерами топологических характеристик являются изображение флага, буквенные символы «RUS», место расположения, высота, ширина цифр и букв НЗ.

ГОСТ Р 50577-1993 предусматривает следующие размеры номерных знаков (рис. 1.6):

520×112 мм — основной размер автомобильных знаков (стандартный для Европы).

288×206 мм — для тракторов, дорожно-строительных машин, прицепов.

245×185 мм — для мотоциклов, мотороллеров, мопедов.

260×220 мм — для транспортных средств временно допущенных к участию в дорожном движении.

268×228 мм — для транспортных средств воинских частей и подразделений России, временно допущенных к участию в дорожном движении.

Еще не вступивший в силу ГОСТ Р 50577-2018 предусматривает введение новых размеров номерных знаков:

290×170 мм — для автомобилей, ввезенных из Японии и имеющих специальную площадку под номерной знак японского формата; для «классических» советских автомобилей.

190×145 мм — для мотоциклов зарубежного производства, для ретро и спортивных мотоциклов, для мопедов и квадроциклов.

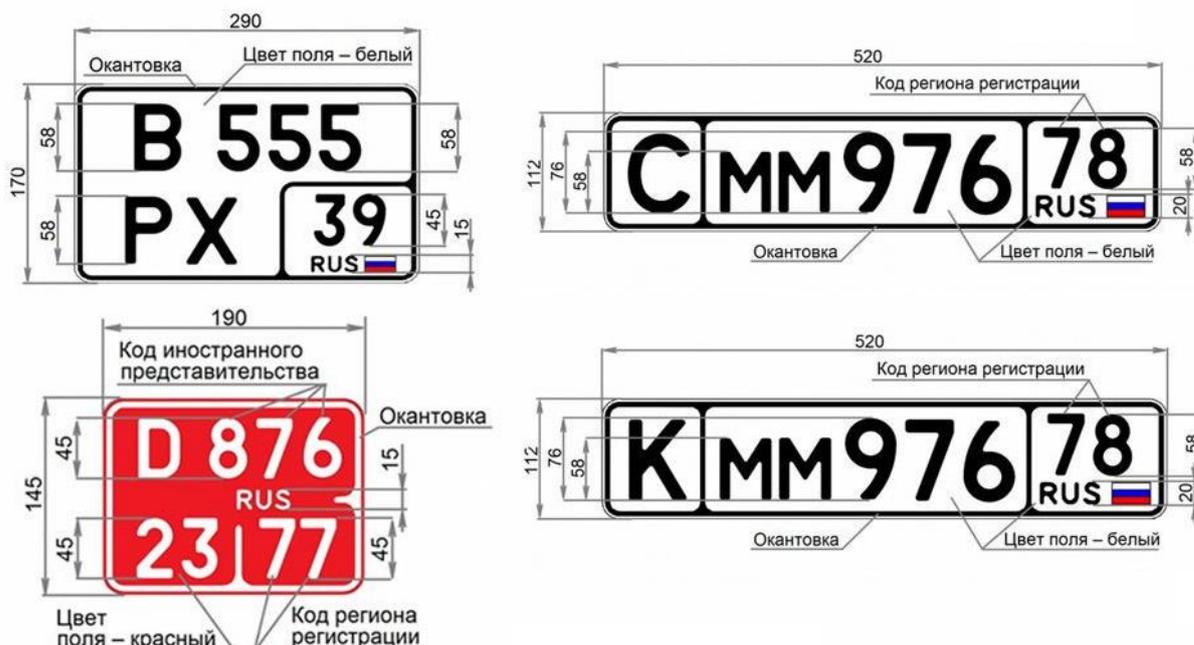


Рисунок 1.6 – Размеры номерных знаков транспортных средств

Цифровые коды, применяемые на регистрационных знаках, с 01 по 89 первоначально совпадали с номерами регионов — субъектов Российской Федерации в порядке их перечисления в ст. 65 п. 1 Конституции Российской Федерации в редакции на момент создания стандарта на государственные автомобильные номера. Полный список цифровых кодов закреплён Приказом Министра внутренних дел Российской Федерации от 19 февраля 1999 года № 121 «О Государственных регистрационных знаках транспортных средств» [11] и, в последующем, Приказом Министра внутренних дел Российской Федерации от 28.03.2002 № 282 (ред. от 29.08.2011) «О государственных регистрационных знаках транспортных средств» [12]. В нём, в частности, устанавливается: «На регистрационных знаках транспортных средств, отнесённых к типу 1, допускается применять в трёхзначном коде региона в качестве первой цифры кода цифру 1». Приказом Министра внутренних дел Российской Федерации от 26 июня 2013 г. № 478 «О внесении изменения в Перечень цифровых кодов регионов Российской Федерации, применяемых на государственных регистрационных знаках транспортных средств и другой специальной продукции, необходимой для допуска транспортных средств и их водителей к участию в дорожном

движении, утвержденный приказом Министра внутренних дел Российской Федерации от 28 марта 2002 г. № 282» в Российской Федерации вводятся новые трёхзначные коды регионов. Они будут начинаться с цифры 7.

Согласно ГОСТу 50577-93 [1] для обозначения используют 12 букв русского алфавита, которые имеют сходное написание с латинским - А, В, Е, К, М, Н, О, Р, С, Т, У и Х.

По номерам регионов России можно идентифицировать транспортное средство, расшифровав автомобильный код. Хотя некоторые города и области могут иметь не один, а сразу несколько вариантов обозначений. Например, Москва - 97, 77, 197, 199, 177 или Иркутская область - 138, 38. В каждом номере находится информация о том, что автомобиль прошел регистрацию в конкретном регионе. Цифровые комбинации, которые используются на номерных знаках, по порядку с 01 до 89 сходны с номерами-обозначениями регионов – субъектов РФ, как они перечислены в Конституции России.

В отдельном четырехугольнике в правой части таблицы располагаются: снизу – флаг России с надписью RUS, а сверху – кодовые цифры, где прошел регистрацию автомобиль. При этом размеры букв меньше, чем цифровой код. Все знаки, которые выдаются автомобилистам, прошли регистрацию. Каждый административный округ имеет свой код, одинаковый для всех транспортных средств. Номера регионов изготавливают в количестве, определенном ГОСТом, для всех субъектов Российской Федерации это число составляет 1 728 272 единицы.

С каждым годом все больше автомобилей необходимо зарегистрировать и для некоторых округов становится недостаточной допустимая комбинация цифр. Из-за этого некоторые регионы России вводят дополнительные коды, которые применяются на знаках. Кроме того, вместо двухзначного кода региона регистрации для некоторых регионов (Москва, Санкт-Петербург и др.) используют трехзначные коды.

На рисунке 1.7 представлены номера 1 типа с двух- и трехзначными кодами.

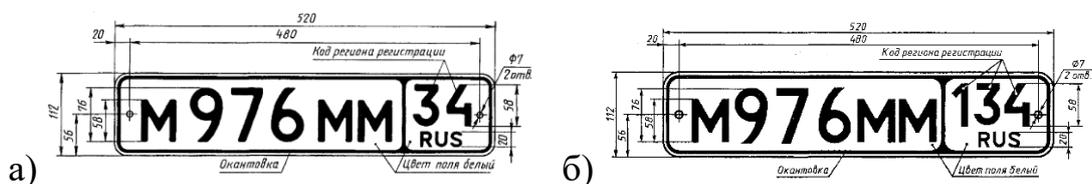


Рисунок 1.7 – Регистрационный знак типа 1 с кодами регионов

а – двухзначным, б – трехзначным

В случае легковых, грузовых автомобилей и автобусов с нестандартным местом крепления, кроме легковых такси и транспортных средств, осуществляющих перевозку на основании лицензии, используются номера транспортных средств типа 1А (рис. 1.8)

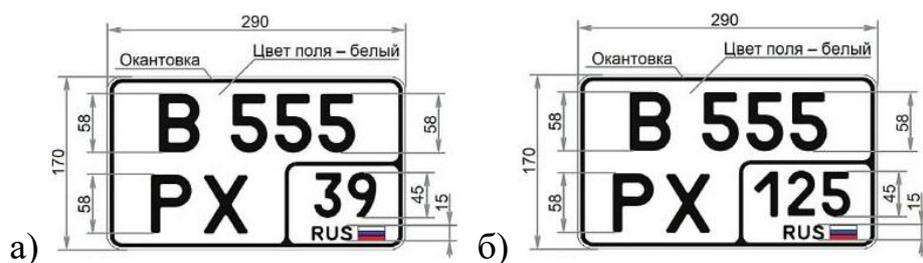


Рисунок 1.8 – Регистрационный знак типа 1А с кодами регионов

а – двухзначным, б – трехзначным

Таким образом, проведенное исследование геометрико-топологических характеристик номерных знаков транспортных средств РФ позволило выявить основные характеристические признаки символов НЗ, которые в последующем будут использованы при разработке алгоритмов классификации и кластеризации символов.

1.3 Выводы по первому разделу

Были рассмотрены теоретические аспекты распознавания структурированных символов, а в особенности методы, по которым осуществляется распознавание структурированных символов. Был проведен анализ традиционных классических методов распознавания структурированных символов. В нем были проанализированы методы на основе шаблонов, на основе признаков и структурный метод. Также были проанализированы морфологические методы и методы машинного обучения распознавания структурированных символов. Каждый из методов имеет свои особенности в применении, свои достоинства и некоторые недостатки. В графически-наглядном виде была представлена информация, которая четко давала проникнуться в суть этих методов. На проведенном всестороннем анализе из рассмотренных методов за основу в исследовательской работе были взяты методы на основе шаблонов и метод опорных векторов.

Проведено исследование геометро-топологических характеристик номерных знаков транспортных средств РК с целью определения служебной и символично-цифровой информации, которые были в последующем использованы при разработке алгоритмов классификации и кластеризации структурированных символов.

На основе изучения и анализа геометро-топологических характеристик номерных знаков транспортных средств в соответствии со стандартами РФ, выявлены основные характеристические признаки символов НЗ, которые инвариантны относительно различных преобразований.

2 Методы преобразования геометро-топологических характеристик номерных знаков транспортных средств

2.1 Метод предварительной обработки и преобразования двустрочных номерных знаков к однострочному виду

Одна из основных задач, возникающих при построении систем распознавания, связана с извлечением характерных признаков или свойств из полученных исходных изображений. Эта задача определяется как задача предварительной обработки и выбора признаков.

В настоящее время существует множество алгоритмов обработки изображений [16 - 20], большинство из которых предназначены для улучшения качества при восприятии изображения человеком. Однако, под обработкой изображений понимаются не только преобразования, приводящие к улучшению качества видения изображения, но и те, которые приводят исходное изображение к виду, удобному для дальнейшей их обработки с помощью машин. В этих случаях интерес вызывают изображения не сами по себе, а та информация, которая в них содержится [28].

Надежность распознавания во многом зависит и от выбора информативных признаков объектов. Как было отмечено, в данной работе в качестве характерных признаков номерных знаков, предлагается использовать отношение высоты к его ширине. Эти признаки, инвариантны относительно к масштабированию и вычисляются относительно просто.

В соответствии с классификацией номерных знаков транспортных средств, номерные знаки значительно отличаются друг от друга как по габаритным размерам 520x112 мм, 280x202 мм, 240x202 мм, 288x202 мм,

260x242 мм, так и по числу строк (однострочные, двустрочные, трехстрочные). Собственно, для построения эффективной системы распознавания номерных знаков, в данном диссертационном исследовании в рамках решаемой задачи, предлагается алгоритм преобразования двустрочных НЗ к однострочному виду, который приведен на рисунке 2.1.

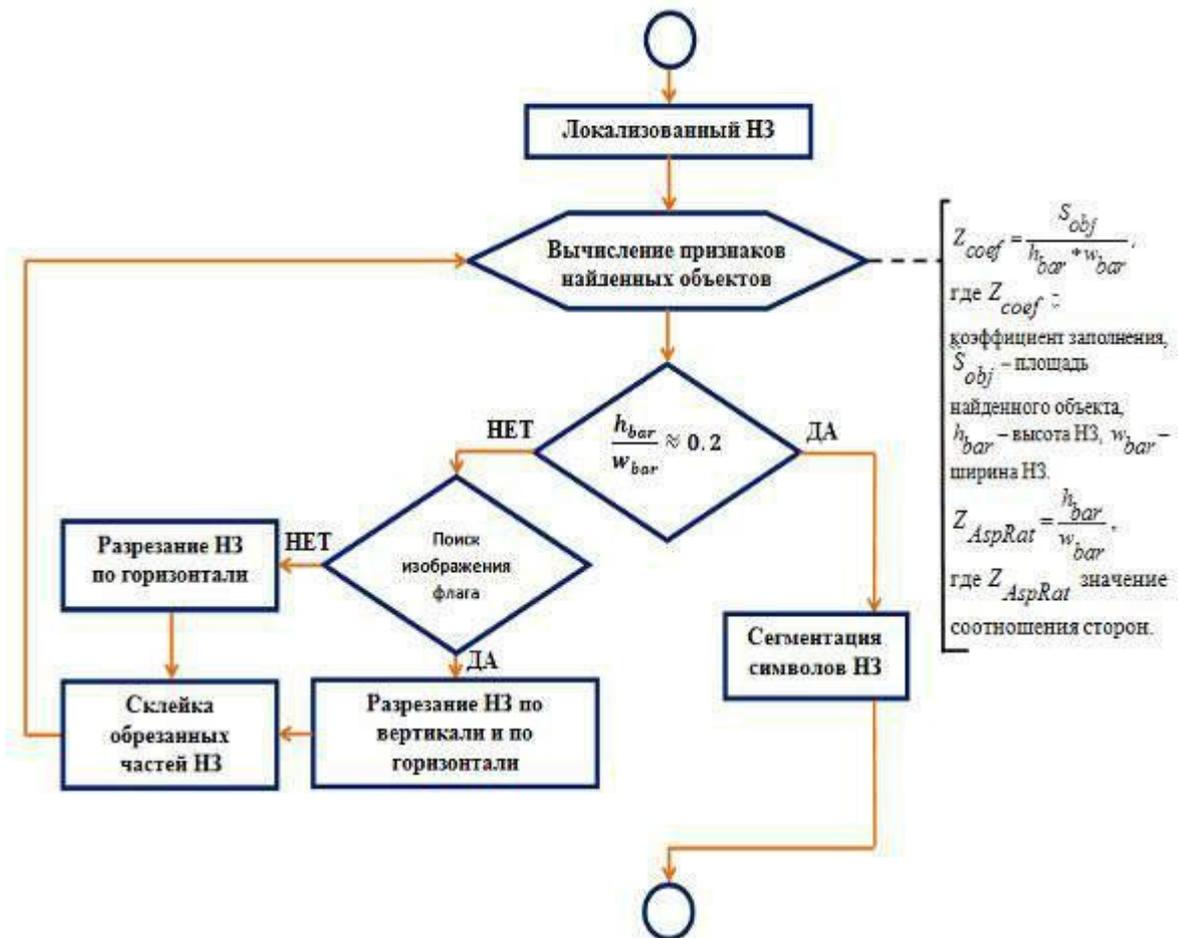


Рисунок 2.1 - Алгоритм преобразования двустрочных к однострочным номерным знакам

После завершения этапа локализации номерного знака производится дополнительное вычисление признаков найденных объектов. Эти операций необходимы для преобразования двустрочных номерных знаков к однострочным. В качестве таких признаков НЗ, взяты коэффициент заполнения Z_{coef} и соотношение сторон НЗ Z_{AspRat} , которые являются постоянными.

Для объекта, которым является НЗ значение Z_{coef} будет равен заранее известному числу, поскольку значение соотношения сторон Z_{AspRat} постоянное. Таким образом, на основе значения Z_{coef} определяется номер объекта интереса, т.е. номерного знака. Известно, что значение соотношения Z_{AspRat} для однострочных НЗ составляет 0,2. Если значение соотношения Z_{AspRat} больше либо меньше значения 0,2, то локализованный объект является двустрочным НЗ. Для его преобразования в однострочный, необходимо вначале определить принадлежность НЗ к одному из стандартов, поскольку они имеют значительные отличия по структуре и внешнему виду. В качестве отличительного признака служит наличие изображения флага РК на НЗ 2012 года, которое расположено на левом нижнем углу номерного знака.

Для нахождения левой кромки флага будем использовать алгоритм изменения цвета НЗ с белого на голубой. Если изображение флага будет найдено, то алгоритм переходит к этапу разрезания. Этап разрезания в данном случае состоит из двух подэтапов: разрезание пополам по горизонтали и разрезание пополам второй обрезанной части по вертикали. Тем самым, в результате разрезов двустрочный НЗ делится на 3 части. Этап разрезания НЗ стандарта 2012 года изображен на рисунке 2.2.

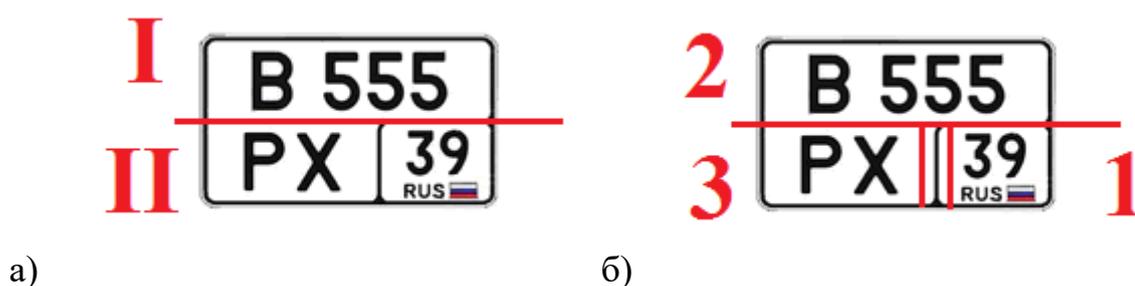


Рисунок 2.2 – Этапы деления двустрочного номерного знака

а – деление по горизонтали, б – деление по вертикали

После этапа разрезания осуществляется склейка обрезанных частей НЗ в установленном порядке, результаты которой приведена на рисунке 2.3.



Рисунок 2.3 – Результат склейки деления двухстрочного номерного знака

2.2 Метод преобразования цветов фона и буквенно-цифровых СИМВОЛОВ

В результате проведенных преобразований, описанных в пункте 2.1, получаем однострочные номерные знаки, соответствующие стандартам РФ:

- номерной знак с белым фоном и черными символами;
- номерной знак с красным фоном и белыми символами;
- номерной знак с синим фоном и белыми символами;
- номерной знак с желтым фоном и черными символами;
- номерной знак с черным фоном и белыми символами.

Для сведения всех однострочных номерных знаков к единому виду, т.е. на номерные знаки с белым фоном и черными символами, необходимо произвести преобразования цветов фона и буквенно-цифровых символов. В результате преобразований количество цветов уменьшается от 7 до 2: белый и черный. Таким образом, достижение данного результата осуществляется с помощью алгоритма, приведенного на рисунке 2.4.

Перед реализацией необходимых преобразований производится нормирование интенсивности всех пикселей изображения [18]. Для нормировки интенсивности всех пикселей изображения используется способ, предложенный в [26]. В результате предложенного способа получается, что красные, зеленые и синие пиксели имеют один и тот же вес. Это объясняется тем, что свет, проходящий через регистрирующее устройство при съемке кадров плоского поля, был абсолютно белый, и чувствительность пикселей к разным участкам спектра была одинаковой.

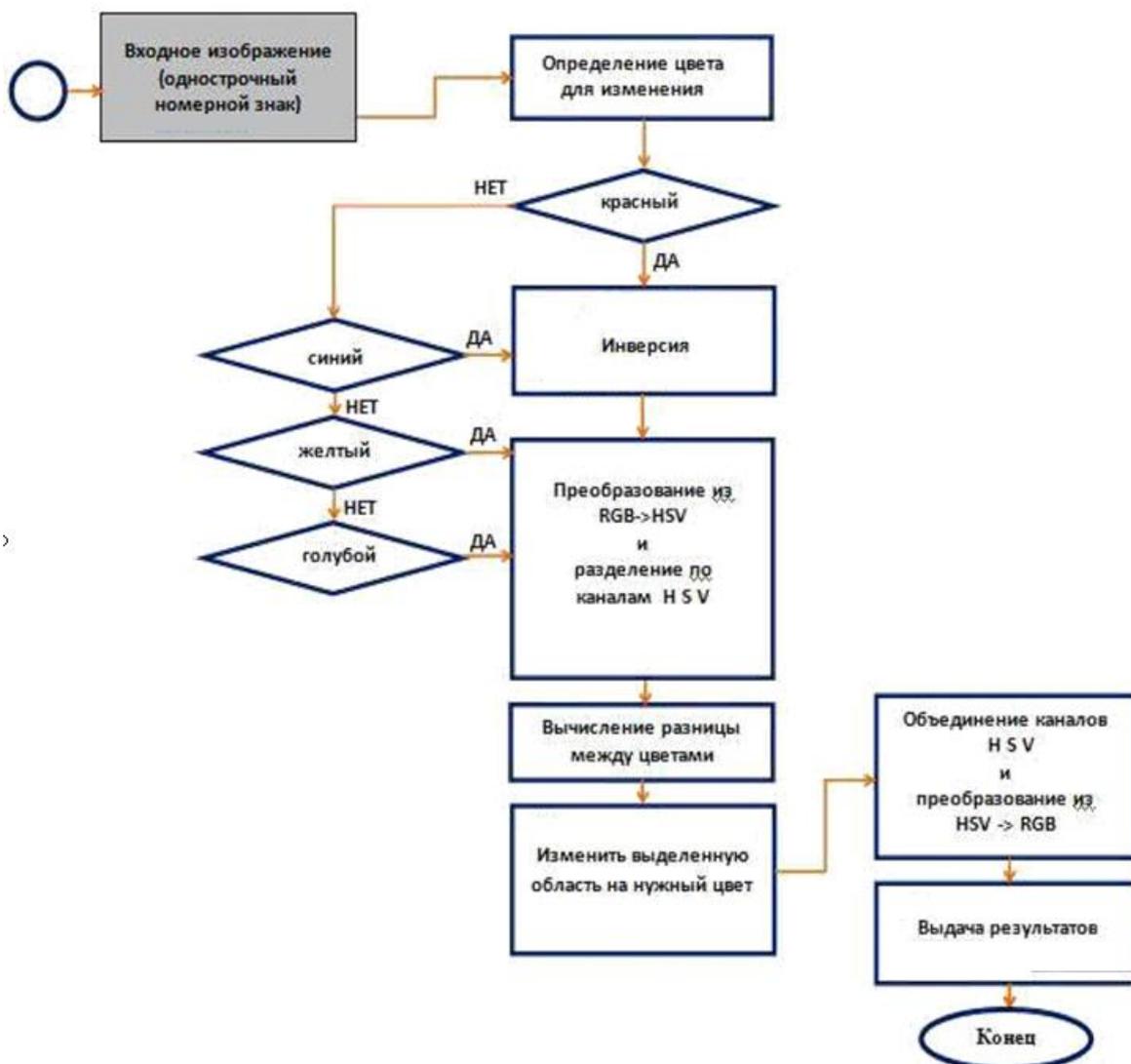


Рисунок 2.4 - Схема алгоритма преобразования цветов фона и буквенно-цифровых символов для получения изображений в однородной палитре серого цвета

Согласно предложенному алгоритму, запускается процесс определения цвета фона для изменения. Если цвет фона является красным либо синим, то эти изображения подвергаются инверсии, результатом которой является значение обратное или противоположное исходному. В процессе инвертирования изображения значение всех пикселей в каналах преобразуются на противоположные по 256-ти цветной шкале.

Далее осуществляется преобразование из RGB системы в HSV [13, 140]. Цветовая система HSV (Hue, Saturation, Value: цветовой тон, насыщенность, величина) стоит гораздо ближе к описанию и восприятию

цвета человеком, чем система RGB. Модель HSV была создана Элви Реем Смитом, одним из основателей Pixar, в 1978 году. Она является нелинейным преобразованием системы RGB [31].

В противном случае, осуществляется преобразование изображения из системы RGB в систему HSV и разбиваются на каналы H, S и V., т.е. создаются 4 изображения: одно для хранения изображения в формате HSV и три для последующего разделения изображения на отдельные каналы H, S и V. Далее вычисляются разницы между цветами и осуществляется замена текущего цвета на нужный цвет. Далее соответственно происходит объединение каналов H, S и V и обратная конвертация цветового пространства из HSV в RGB. Таким образом, все цветные номерные знаки преобразовываются в номерные знаки с белым фоном (рис. 2.5).

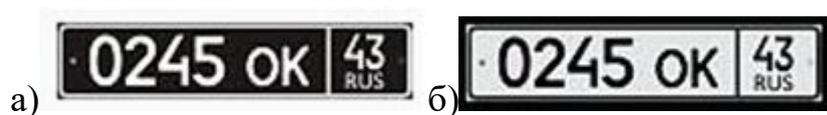


Рисунок 2.5 – Преобразование к оттенкам серого
а – исходное изображение, б – преобразованное изображение

Таким образом, в результате предложенного метода преобразования, все типы номерных знаков приводятся к единому виду, т.е. к однострочным номерным знакам с белым фоном и черными символами.

2.3 Метод классификации символов с учетом геометрических характеристик букв и цифр номерных знаков

В данном исследовании для повышения эффективности распознавания символов, была проведена работа по предварительной обработке символов.

Как известно, предварительная обработка образов включает решение двух основных задач: выбор признаков и преобразование кластеризации.

Любой объект или образ, подлежащий распознаванию и классификации, обладает рядом различительных качеств или признаков. Первым шагом всякого процесса распознавания, реализуется он вычислительной машиной или человеком, является анализ задачи выбора различительных признаков и определения способа их выделения (измерения). Очевидно, что количество признаков, необходимое для успешного решения некоторой задачи распознавания, зависит от разделяющих качеств выбранных признаков [6].

На основе проведенного анализа по выявлению существенных признаков буквенных и цифровых символов, в качестве характерных признаков выбраны высота (h) и ширина (w) символов.

Размеры цифр, которые используются при нанесении на номерные знаки, отличаются, как по высоте, так и по ширине. Размер ширины цифровых символов размером 58 мм по высоте составляют 30 мм и 33 мм, размером 70 мм по высоте - 35 мм и 40,5 мм, размером 76 мм по высоте – 38 мм и 44 мм. Примеры цифровых символов приведены на рисунке 2.6.

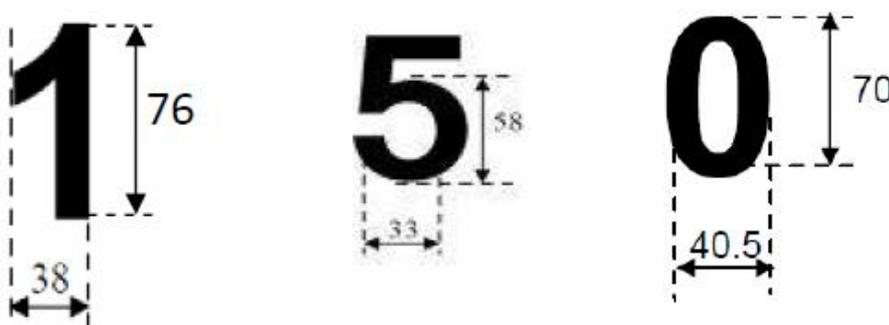


Рисунок 2.6 – Размеры цифровых символов «1», «5» и «0» размером 76 мм и 58 мм и 70 мм по высоте

Результаты вычисления соотношения сторон цифр приведены в таблице 2.1.

Таблица 2.1 - Результаты вычисления соотношения сторон цифр

Размером 76 мм по высоте (h)				Размером 70 мм по высоте (h)			
Цифра	Ширина (w)	Соотношение сторон (h/w)	Кластер	Цифра	Ширина (w)	Соотношение сторон (h/w)	Кластер
1	38	2.00	1	1	35	2.00	1
2	44	1.73	2	2	40.5	1.73	2
3	44	1.73	2	3	40.5	1.73	2
4	44	1.73	2	4	40.5	1.73	2
5	44	1.73	3	5	40.5	1.73	2
6	44	1.73	2	6	40.5	1.73	2
7	44	1.73	2	7	40.5	1.73	2
8	44	1.73	2	8	40.5	1.73	2
9	44	1.73	2	9	40.5	1.73	2
0	44	1.73	2	0	40.5	1.73	2
Размером 58 мм по высоте (h)							
Цифра	Ширина (w)	Соотношение сторон (h/w)	Кластер				
1	30	1.93	1				
2	33	1.76	2				
3	33	1.76	2				
4	33	1.76	2				
5	33	1.76	2				
6	33	1.76	2				
7	33	1.76	2				
8	33	1.76	2				
9	33	1.76	2				
0	33	1.76	2				

Согласно результатам вычисления значений признаков, обнаруживается тенденция классов буквенно-цифровых символов к проявлению кластеризационных свойств. Данное обстоятельство можно оценить путем применения кластерного анализа, как для буквенных символов, так и для цифровых символов по отдельности. Термин «кластерный анализ» предложен К.Трионом в 1939 г. [15] (англ. cluster – гроздь, скопление, пучок). Основная цель анализа выделить в исходных многомерных данных такие однородные подмножества, чтобы объекты внутри групп были похожи в известном смысле друг на друга, а объекты из разных групп – не похожи. Под «похожестью» понимается близость объектов в многомерном пространстве естественных скоплений («гроздей») объектов,

которые и считаются однородными группами. Выделенные с помощью кластерного анализа изолированные группы объектов часто могут трактоваться как качественно различные [21].

В настоящее время существует огромное количество алгоритмов кластерного анализа [25-27]. Выбор того или иного алгоритма кластерного анализа зависит от целей исследования, априорных сведений о характере объектов исследования.

В соответствии стандартам, количество используемых символов в номерных знаках составляет 32. Из них 22 являются буквенными символами, остальные цифровыми. В задачах кластерного анализа формой представления исходных данных является матрица, тогда весь набор данных может быть представлен в виде прямоугольной матрицы размером $k * N$, где каждая строка представляет результат измерений k рассматриваемых признаков, а N - количество образов (рис. 2.7).

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1N} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{k1} & x_{k2} & \dots & x_{kN} \end{pmatrix}$$

Рисунок 2.7 – Матрица исходных данных

Определение понятия однородности объектов является наиболее трудно формализуемой задачей. В общем случае понятие однородности объектов задается введением либо правила вычисления расстояний $s(x_i, x_j)$ между любой парой исследуемых объектов (x_1, x_2, \dots, x_n) , либо некоторой функцией $r(x_i, x_j)$, характеризующей степень близости i -го и j -го объектов. Если задана функция $s(x_i, x_j)$, то близкие с точки зрения этой метрики объекты считаются однородными, принадлежащими к одному классу.

Очевидно, что необходимо при этом сопоставлять $c(x_i, x_j)$ с некоторыми пороговыми значениями, определяемыми в каждом конкретном случае по-своему.

В данной диссертационной работе кластеризация буквенно-цифровых символов осуществлена с помощью агломеративного иерархического алгоритма.

Иерархические (древообразные) процедуры являются наиболее распространенными алгоритмами кластерного анализа. Они бывают двух типов: агломеративные и дивизимные. В агломеративных процедурах начальным является разбиение на N одноэлементных классов, а конечным - разбиением из одного класса; в дивизимных - наоборот.

На первом шаге каждое наблюдение x_i ($i = 1, 2, \dots, N$) рассматривается как отдельный кластер. В дальнейшем на каждом шаге работы вычислительного алгоритма объединяются два самых близких кластера. После этого пересчитывается матрица расстояний, размерность которой на единицу меньше исходной. Такая последовательность действий происходит до тех пор, пока все кластеры не будут объединены в один класс [74].

Расстояния между объектами вычисляется с помощью евклидова расстояния. Результаты вычисленных значений расстояний между цифрами представлены матрицей расстояний (рис. 2.8).

$$R_1 = \begin{pmatrix} 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 6 & 0 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 & 6 \\ 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Рисунок 2.8 - Результаты вычисленных значений расстояний между цифрами

Далее осуществляется поиск наименьшего расстояния. Из матрицы расстояний следует, что объекты 1 и 3 наиболее близки, поэтому первый и третий объекты объединятся в один кластер. Для определения расстояния между кластерами воспользуемся расстоянием по принципу ближайшего соседа. Таким образом, последовательно рассчитывая все необходимые расстояния и последовательно объединяя объекты в кластеры, в соответствии с предложенными алгоритмами, в результате кластеризации получаем два кластера, расстояние между которыми также равно 6: (1,3,4,5,6,7,8,9,10) и (2).

Несмотря на различные размеры цифр, в разделенных кластерах состав цифр не изменилось. В итоге получаются 2 кластера цифровых символов. Значения отношений первого кластера варьируются от 1,93 до 2, второго кластера от 1,73 до 1,76. Важно отметить, что при фиксированной высоте цифр (58, 70 или 76 мм) отношение высоты к ширине будет также фиксированным (для первого и третьего случаев 1,73; для второго 1,93). Данное свойство можно использовать при классификации символов для повышения эффективности работы классификатора.

Данный подход применим и для буквенных символов. Размеры букв, которые используются при нанесении на номерные знаки отличаются, как по высоте, так и по ширине. К примеру, размер ширины буквенных символов размером 58 мм по высоте составляют 39 мм, 43 мм, 44 мм, и соответственно, размер ширины буквенных символов размером 76 мм по высоте составляют 51 мм, 57 мм и 58 мм.

Пример буквенного символа «Е» приведен на рисунке 2.9.

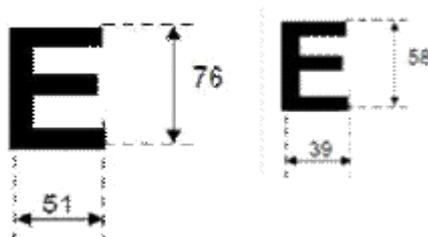


Рисунок 2.9 - Размеры буквенного символа Е размером 76 мм и 58 мм по высоте

Матрица расстояний буквенных символов вычисляется аналогичным образом.

Результаты вычисления значений признаков относительно класса букв обеспечили разделение всех буквенных символов на два кластера, каждая из которых содержит точки, представляющие образы только одного из рассматриваемых кластеров. И в случае обработки буквенных символов, несмотря на различные размеры букв, набор букв в двух кластерах не меняется. Таким образом, отношение высоты на ширину каждой из букв НЗ, является характерным признаком, который можно использовать в задачах классификации букв НЗ. В результате проведенного кластерного анализа объектами первого кластера являются следующие 8 буквенных символа: А, С, Н, М, О, Т, Х, У, в которых отношение высоты на ширину составляют от 1,33 до 1,35. Объектами второго кластера являются остальные 4 буквенных символа: В, Е, К, Р, в которых отношение высоты на ширину составляет 1,49. Отметим также, что для букв данного кластера с высотой 76 мм отношение будет равно 1,33, а для высоты букв этого же кластера 58 мм отношение будет равно 1,35. Это значит, что параметр высоты нанесения букв на НЗ также является характерным признаком для задачи классификации. Важно отметить, что при фиксированной высоте букв (58 или 76 мм) отношение высоты к ширине будет также фиксированным (для первого случая 1,33; для второго 1,35). Данное свойство можно использовать в дальнейшем при построении более эффективного классификатора.

Осуществление процедуры предварительной обработки на основе выявленных характерных признаков символов, позволило в качестве различительного признака взять соотношение сторон букв и цифр, которые обладают инвариантностью относительно различных преобразований. В результате вычисления соотношений сторон букв и цифр, получено множество признаков, отличающиеся значениями для разных классов. Значения соотношений не зависят от преобразования перспективы, поэтому

оно может служить эффективным признаком для кластеризации. Этот характерный признак достаточно просто и быстро вычисляемый.

Применение такого подхода обеспечивает эффективную работу классификатора и очень хорошо работает при перспективной трансформации изображения.

Проведенный кластерный анализ буквенно-цифровых символов номерного знака транспортных средств, позволил четко разделить набор буквенно-цифровых символов на четыре кластера, которые в дальнейшем будут использованы при построении классификатора для повышения эффективности его работы.

2.4 Выводы по второму разделу

Для решения поставленных в диссертационном исследовании задач были разработаны методы преобразования геометро-топологических характеристик номерных знаков, суть которых заключается в предварительной обработке локализованного НЗ, путем сведения всех типов НЗ к единому однострочному виду, а также в преобразовании цветных НЗ в однородную палитру серого цвета.

Основной целью предложенных преобразований геометро-топологических характеристик номерных знаков является повышение эффективности распознавания символов.

В разделе 2.1 описан разработанный метод предварительной обработки и преобразования двустрочных номерных знаков к однострочному виду. Описание метода преобразования цветов фона и буквенно-цифровых символов номерных знаков приведено в разделе 2.2. Раздел 2.3 содержит описание метода классификации символов с учетом геометрических характеристик букв и цифр номерных знаков.

3 Методы, модели анализа и распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств

3.1 Методика распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств

Анализ существующих методов и методик распознавания структурированных символов в целом, а также применение отдельных методов распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств РФ, дало возможность построить собственную методику распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств РФ. В основе рассматриваемой методики заложены использование базовых методов распознавания структурированных символов, применение которых, в свою очередь, также базируется на основе изучения и анализа стандартов номерных знаков РФ и выявляет алгоритм самого процесса распознавания номерных знаков. Изучение и анализ номерных знаков РФ, выявило многообразие и разнотипность номерных знаков (таблица 1.1), что потребовало необходимости разработки алгоритмов, которые учитывают все особенности и характеристики, присущие этим номерным знакам. Для получения информации о структуре каждого номерного знака и их синтаксисов был проведен подробный анализ стандартов НЗ ТС.

В целом методики, используемые при создании систем распознавания номерных знаков, могут различаться [32, 33], вследствие различных условий их эксплуатации. Однако, структура у большинства этих систем распознавания общая, которая состоит из этапов, представленных на рисунке 3.1.



Рисунок 3.1 - Общая структура типовой системы номерных знаков

Формирование изображения. На вход системы из регистрирующего устройства поступает изображение для дальнейшей его обработки и анализа. Характеристики регистрирующего устройства для систем видеонаблюдения играют важнейшую роль, поскольку от них зависит работоспособность всей системы в целом.

Предварительная обработка изображения. Предварительная обработка изображения используется для улучшения качества, либо для преобразования удобному для дальнейшей их обработки виду [42].

Локализация НЗ. На данном этапе осуществляется поиск НЗ с целью их последующего анализа.

Сегментация номерного знака. На данном этапе происходит разделение символов локализованного номерного знака на отдельные сегменты.

Распознавание символов. На этапе распознавания осуществляется электронный перевод машинописного или печатного текста в текстовые данные.

Выполнение каждого этапа, представленного на рисунке 3.1, может быть осуществлено разными способами и с разной степенью эффективности. В предложенной методике с целью ускорения и повышения качества распознавания символов, на этапе предварительной обработки изображения осуществляются те преобразования, которые приводят к удобному для дальнейшей их обработки виду. Описание методов преобразования, используемые на этапе предварительной обработки, приведены в разделах 2.1 и 2.2. На этапе распознавания символов для снижения размерности признакового пространства и повышения эффективности распознавания символов применяется кластерный анализ, детальное рассмотрение которого представлено в разделе 2.3.

Процессная модель системы распознавания структурированных символов на примере номерных знаков, согласно предложенной методике, представлено на рисунке 3.2.

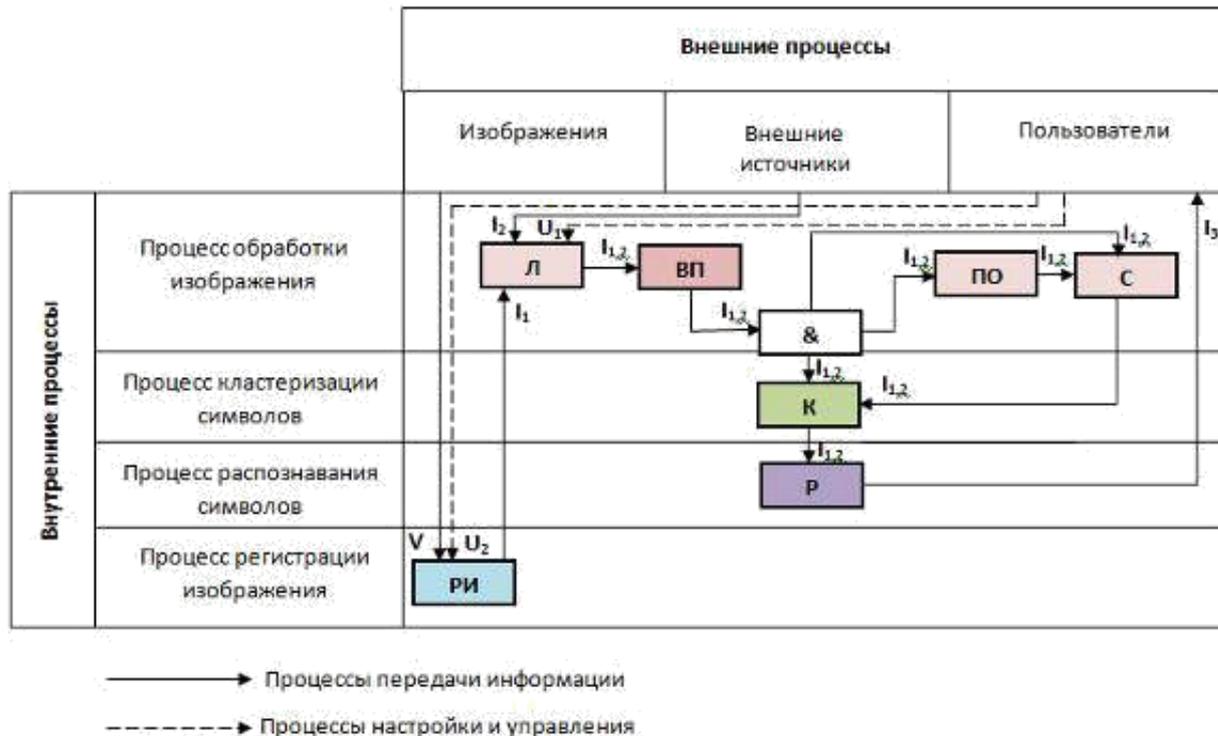


Рисунок 3.2 - Процессная модель системы распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств

Данная модель позволяет учитывать не только протекающие процессы системы, но и иметь четкое представление об ее особенностях функционирования. Для построения модели используется процессно-ориентированный подход [87].

На рисунке 3.2 введены следующие обозначения и сокращения блоков: I1 – информация об изображении; I2 – информация, поступающая от внешних источников; I3 – информация по принятому решению; U1 – управляющие команды, задающие процесс обработки; U2 – управляющие команды, задающие процесс формирования изображения; V – физическое воздействие на объекты; I1,2 – результаты процесса обработки информации; «РИ» - регистрация изображения; «Л» - локализация НЗ, «ПО» - предварительная обработка; «С» - сегментация, «К» - кластеризация; «Р» - распознавание; «&» - логическая операция «И».

Логическая операция «&» введено для задания условия перехода на другие слои иерархии. Например, после вычисления характеристических признаков объекта «I1», информация «I1,2» на слой распознавания может поступить только тогда, когда процессы предварительной обработки, включающие операции преобразования изображения и кластеризации завершены.

Анализируя протекающие в системе информационные и управляющие процессы, их можно условно разделить на внутренние и внешние процессы. Внутренними процессами являются преобразования поступившей информации в соответствии с управляющими воздействиями. Внешними процессами являются поступление информации от внешних источников, характеристики сформированных объектов, а также информация по принятию решений.

Здесь можно выделить четыре основных слоя: процесс обработки изображения, который включает этапы локализации, предварительной обработки и сегментации, процесс кластеризации символов, процесс распознавания символов и процесс регистрации изображения.

Функционирование системы представленной, на рисунке 3.2 сводится к следующему: зарегистрированный объект поступает на уровень обработки информации, где осуществляются этапы локализации, предварительной обработки и сегментации. После преобразования к удобному для дальнейшей обработки виду, отсегментированные символы подвергаются кластерному анализу по соотношению сторон символа. На слое распознавания с помощью метода простых шаблонов осуществляется само распознавание объекта и принятие дальнейшего решения.

Поскольку при построении системы придерживался принцип модульности, ее можно в дальнейшем расширить, подключая новый алгоритм, либо заменяя реализацию существующего алгоритма, соответственно, должно предусматриваться также воздействие информации, поступающей от внешних источников. Управление системой осуществляет пользователь.

Предложенная методика явилась основой соответствующей программной системы распознавания структурированных символов НЗ, детальное описание которой приведено в разделе 4.

Данная методика применима именно для таких типов объектов, где скорость проезда транспортных средств невелика. К таким типам объектов относятся АЗС, парковки, стоянки, площадки перед магазинами, внутриквартальные дороги, гаражные кооперативы и ряд других.

Результаты проведенных экспериментов показывают, что предложенная методика позволяет сократить среднее время обработки данных на 178.9 ms, а средний уровень качества распознавания повысить на 10,9%.

Тем самым, данная методика, позволяет определить ряд преимущественных характеристик для разработанной автоматизированной системы распознавания номерных знаков. Таких как:

- повышение точности распознавания;
- ускорение обработки;

- способность распознавать различные типы номерных знаков РФ;
- способность работать с изображениями в различных условиях освещенности и зашумленности.

3.2 Методы локализации номерного знака транспортных средств

3.2.1 Аналитический обзор методов локализации номерных знаков транспортных средств

Общая структура типовой системы номерных знаков, изображенная на рисунке 3.1, включает в себя несколько этапов: формирование изображения, его предварительная обработка, локализация НЗ, сегментация символов и их распознавание. Этап локализации НЗ является одним из важнейших этапов системы распознавания, поскольку от его результатов в значительной степени зависит успешность работы последующих этапов. Алгоритмов и технологии выделения объектов интереса существует множество и у каждого из них есть свои достоинства и недостатки [39-42].

Одним из применяемых подходов для локализации номерного знака является метод обнаружения границ изображения с использованием таких алгоритмов, как алгоритм Собеля, Кенни, Робинсона и др. [43, 45]. Алгоритм обнаружения границ должен обнаруживать как горизонтальные, так и вертикальные края. Результирующее изображение, после выделения краев должно содержать большое количество линий в области пластины номерного знака, т.к. она содержит символы. Это основное свойство, которое используется для выделения области пластины номерного знака на изображении. Для локализации области номерного знака создается окно, приблизительно равное размеру пластины номерного знака на изображении.

Это окно используется, чтобы оценить количество граней во всех областях изображения, имеющих наибольший контраст. Окно накладываем на результирующее изображение в наиболее контрастных зонах. Если количество граней находится в заданном диапазоне, то данная область отмечается как область, возможно содержащая номерной знак. Необходимое количество граней определяется экспериментально. Результат работы этого окна – список возможных областей–кандидатов, в которых может содержаться пластина номерного знака.

Основным недостатком этого подхода является то, что процесс выбора кандидата является медленным, поскольку значения всех пикселей в выделенном окне должны быть неоднократно суммированы. Другим недостатком является набор большого количества кандидатов в номерные знаки.

Альтернативным подходом для обнаружения номерного знака является преобразование Хафа, которое используется для обнаружения участков различных форм в изображении, таких как круг, эллипс, прямая и т. д. [41]. На вход преобразования Хафа подается бинарное изображение с вертикальными и горизонтальными выделенными краями. На выходе преобразования получаем набор прямых линий, ограничивающих предполагаемый номерной знак, то есть список возможных кандидатов на местоположение пластины номерного знака. Горизонтальные и вертикальные пары линий сопоставляются. Горизонтальные и вертикальные пары линий, составляющие прямоугольник с отношением сторон примерно равных отношению сторон номерного знака пластины, отмечаются как область, возможно содержащая номер. Одним из недостатков преобразования Хафа является тот факт, что вертикальные линии на номерном знаке значительно короче горизонтальных и, следовательно, могут быть более зашумленными [44].

В результате исследований, проводившихся Массачусетским университетом по проблеме выделения текстовых областей из общего фона

изображения [45], были получены следующие данные. При построчном сканировании изображения, разбиении строк на окна размером $N=32$ оказалось, что при применении дискретного преобразования Фурье в тех участках изображения, где содержится текстовая информация, спектр коэффициентов преобразования Фурье имеет пик на низких частотах, в то время как для других участков изображения пик находится либо на высоких частотах, либо на нулевой частоте (хаотический аperiodический сигнал). Таким образом, задача выделения номерного знака из общего фона изображения сводится к задаче выделения из изображения областей с преобладанием низкочастотной составляющей спектра [42].

Таким образом, сложный математический аппарат, а также высокие требования к вычислительной мощности аппаратного обеспечения, потенциально затрудняют реализацию этих методов и их применение в системах реального времени на компьютерах невысокого класса [38 - 41].

3.2.2 Алгоритм на базе гистограммы ориентированных градиентов и метода опорных векторов

Распознавание представляет собой информационный процесс, реализуемый некоторым преобразователем информации (интеллектуальным информационным каналом, системой распознавания), имеющим вход и выход. На вход системы подается информация о том, какими признаками обладают предъявляемые объекты. На выходе системы отображается информация о том, к каким классам (обобщенным образам) отнесены распознаваемые объекты [35].

Анализ современной научно-технической литературы показал, что большинство методов, описанных для локализации номерных знаков, состоит из двух этапов: извлечение признаков, характерных для объектов

класса и их последующая классификация. В области компьютерного зрения существуют множество методов, используемых для извлечения признаков изображений, например, SIFT, SURF, гистограммы ориентированных градиентов (англ. Histogram of Oriented Gradients, HOG), LBP [39 - 41] и др. Далее в работе приводится описание реализаций вышеперечисленных этапов локализации номерных знаков ТС, где извлечение признаков осуществляется с помощью HOG, а в качестве классификатора используется метод опорных векторов.

HOG - дескрипторы особых точек, которые используются в компьютерном зрении и обработке изображений с целью распознавания объектов. Данный метод впервые был описан в работах Н.Далала и Б.Триггса в 2005 году. Идея была изначально предложена для нахождения пешеходов на статичных изображениях, но затем стала широко применяться и для поиска других различных объектов.

Метод опорных векторов (англ. Support Vector Machine, SVM) - это набор схожих алгоритмов обучения с учителем, использующихся для задач классификации и регрессионного анализа. Классификация методом опорных векторов нашла широкое применение на практике: от распознавания образов до вычисления распределения горячих алюминиевых частиц в ракетных выхлопах.

Схема алгоритма локализации НЗ ТС на базе HOG+SVM представлена на рисунке 3.3.

Суть метода заключается в том, что внешний вид и форма объекта на участке изображения описываются распределением градиентов интенсивности [24]. Реализация дескрипторов осуществляется путем разделения изображения на маленькие связные области, называемые ячейками, и расчетом для каждой ячейки гистограммы ориентированных градиентов, находящихся внутри ячейки. Комбинация этих гистограмм и является дескриптором [33]. Этапы построения дескриптора с помощью HOG представлены на рисунке 3.4.

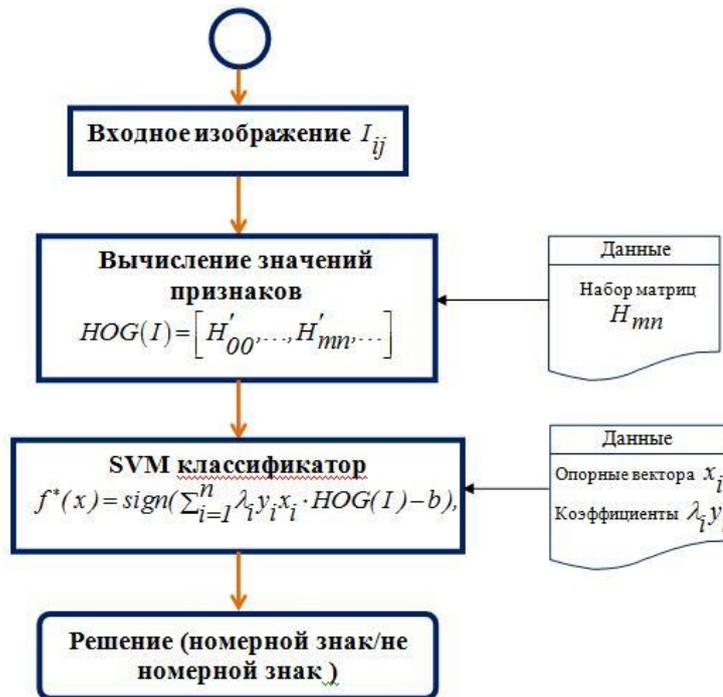


Рисунок 3.3 - Схема работы алгоритма на базе гистограммы ориентированных градиентов и метода опорных векторов



Рисунок 3.4 - - Этапы построения дескриптора с помощью НОГ

Построение дескриптора разделено на следующие этапы:

1) Нормализация яркости, контраста и других параметров монохромного изображения. Данный этап позволяет достичь устойчивости системы признаков по отношению к изменениям яркости и контрастности изображения.

2) Вычисление градиента изображения по горизонтальному и вертикальному направлению. Для аппроксимации градиента изображения могут быть использованы различные дискретные дифференциальные операторы, такие как, например, оператор Собеля. Выбор оператора, аппроксимирующего градиент изображения, оказывает влияние на качество классификации.

3) Вычисление для каждого пикселя изображения направления и величины градиента.

4) Построение для каждой непересекающейся ячейки C_{mn} из (w,v) пикселей изображения гистограммы направлений градиентов по t направлениям.

Размер ячейки и количество направлений градиентов t являются важными параметрами метода, существенно влияющими на информативность признаков и их эффективность для задач классификации. Отметим, что при нормализации гистограмм в ячейках допустимо использование различных размеров ячеек среди изображений.

5) Нормализация гистограмм в блоках V_{qr} , содержащих ячейки. Отметим, что для блоков гистограмм допустимо пересечение между собой.

6) Формирование вектора признаков из нормализованных гистограмм в ячейках изображения.

Приведённая схема построения признаков может быть обобщена для цветных изображений с K различными цветовыми каналами простым объединением гистограмм ориентированных градиентов для каждого из изображений.

Согласно обзору [40], описанный HOG-алгоритм, схематическое описание которого представлено на рисунке 3.5, обладает самым высоким качеством обнаружения, значительно опережая каскадный алгоритм, основанный на Хаар-вейвлет признаках.

Конечным шагом в распознавании номерных знаков является классификация дескрипторов с помощью метода опорных векторов.

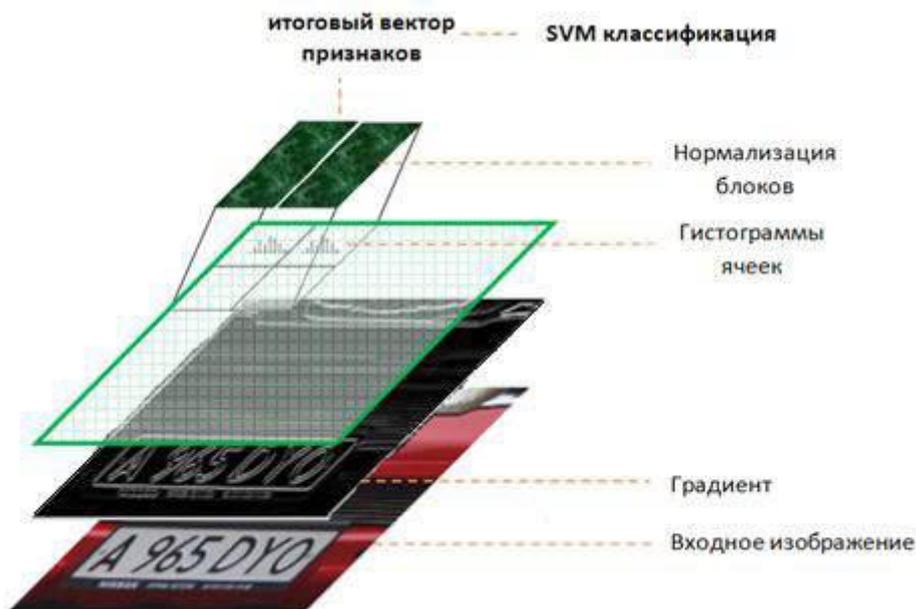


Рисунок 3.5 - Схематическое представление извлечения признаков гистограммы ориентированных градиентов

Для ускорения процесса локализации номерного знака необходимо уточнить зону распознавания, которая приведена на рисунке 3.6. Такой подход позволяет повысить быстродействие всей системы в целом, поскольку отсекает тех областей, которые явно не могут быть номерными знаками, существенно ускорит процесс локализации номерных знаков. Как правило, номерные знаки устанавливаются на передней и задней части транспортных средств.

Следовательно, для нахождения зоны локализации номерного знака необходимо обучить классификатор [19]. Схема обучения локализации номерного знака представлена на рисунке 3.7. Для уточнения области с номерным знаком было протестировано 300 изображений, которые разделены на два класса. Из них 150 были использованы в качестве положительных, остальная часть в качестве негативных изображений. Все изображения были нормализованы до 152×32 .

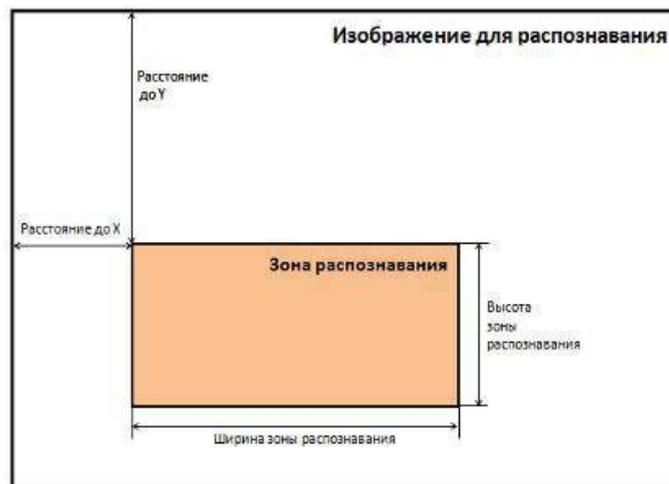


Рисунок 3.6 - Зона распознавания номерного знака

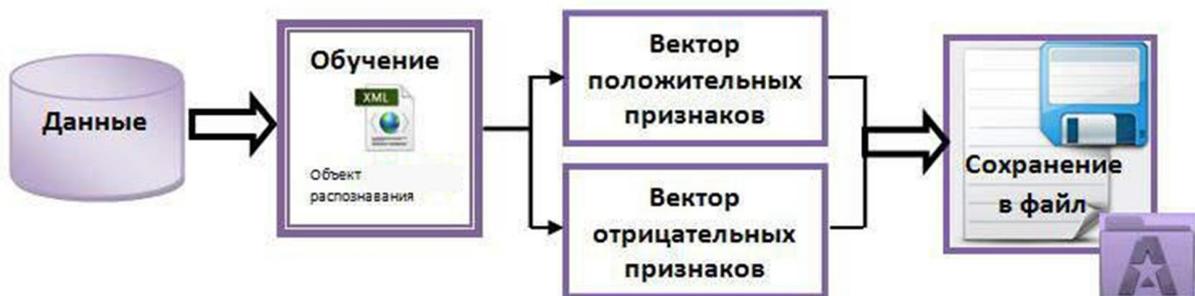


Рисунок 3.7 - Схема обучения локализации номерного знака

Экспериментальная оценка качества классификации осуществлялась на основе определения уровней ошибок первого и второго рода [16]. Ошибка первого рода – это «ложный пропуск», когда номерной знак ошибочно не обнаруживается. Ошибка второго рода – это «ложное обнаружение», когда вместо номерного знака принимается какой-либо объект фона.

Пусть, FN - количество ложных пропусков, а FP - количество ложных обнаружений, тогда для подсчета количества верных пропусков и верных обнаружений используются следующие формулы:

$$TP = N_p - FN ,$$

$$TN = N_n - FP .$$

Результаты экспериментов использования HOG-алгоритма и SVM классификатора приведены в таблице 3.1 и показывают малые значения характеристик.

Таблица 3.1 - Результаты экспериментов на базе алгоритма HOG+SVM

Количество найденных НЗ	<i>FN</i>	<i>FP</i>	<i>TP</i>	<i>TN</i>	<i>nFN</i>	<i>nFP</i>	<i>nTN</i>	<i>nTP</i>
559 (85,1)	136	21	340	62	0,003	0,003	0,008	0,007

3.2.3 Алгоритм на базе контурного анализа

Контурный анализ (КА) - совокупность методов выделения, описания и преобразования контуров изображения. Он является важным этапом обработки изображений и распознавания зрительных образов. Контур целиком определяет форму изображения и содержит всю необходимую информацию для распознавания изображений по их форме. Такой подход позволяет не рассматривать внутренние точки изображения и тем самым сократить объем обрабатываемой информации. Как следствие, это может обеспечить работу системы распознавания в реальном времени. Так же данный подход позволит сократить объем запоминающих устройств системы распознавания.

Под контуром понимается множество пикселей, отделяющих объект от фона. В качестве способа кодирования контуров возьмем известный цепной код Фримена (Фридмана) (Freeman Chain Code), которые применяются для представления границы в виде последовательности отрезков прямых линий определённой длины и направления. В основе этого представления лежит 4- или 8- связная решётка. Длина каждого отрезка определяется разрешением решётки, а направления задаются выбранным кодом. Для представления всех

направлений в 4-связной решётке достаточно 2-х бит, а для 8-связной решётки цепного кода требуется 3 бита.

Такой подход позволяет от двумерных объектов перейти к их одномерному (векторному) описанию, т.е. построение цепного кода может рассматриваться и как процедура векторизации изображения.

Самым очевидным способом получения контуров из изображения является детектор границ Кенни [18]. В качестве других способов можно привести любые методы получения двоичного изображения: пороговое преобразование, выделение объекта по цвету. Алгоритм Кенни использует четыре фильтра для выявления горизонтальных, вертикальных и диагональных границ, поскольку границы на изображении могут находиться в различных направлениях. В результате получается бинарное изображение, содержащее границы.

Кроме того, КА позволяет провести аппроксимацию данных на изображении до простых геометрических форм. Таким образом, данный метод позволяет отфильтровать полученные контуры по признакам соотношения сторон, площади, периметра, угла и т. д [24].

Рассмотрим алгоритм применения контурного анализа для локализации номерных знаков. Схема алгоритма представлена на рисунке 3.8.

Общая последовательность действий алгоритма выглядит следующим образом: на вход алгоритма поступает предварительно обработанное изображение. Затем производится проверка на бинаризацию изображения. Используя бинаризованное изображение, производится выделение контуров на изображении. Далее производится проверка каждого найденного контура: на соответствие формы; на соответствие размерам (соотношение сторон); на соответствие наличия текста внутри области.

В случае полного соответствия требованиям, контур добавляется в список обнаруженных номерных знаков ТС.

Бинаризация изображении необходима для преобразования трехканального или в градациях серого изображения в черно-белое. Среди

подходов для бинаризации можно выделить пороговые и адаптивные. После применения любого из данных подходов бинаризации получается двоичное изображение, однозначно задающие границы объекта. Совокупность пикселей, которые составляют границу объекта, является контуром объекта.

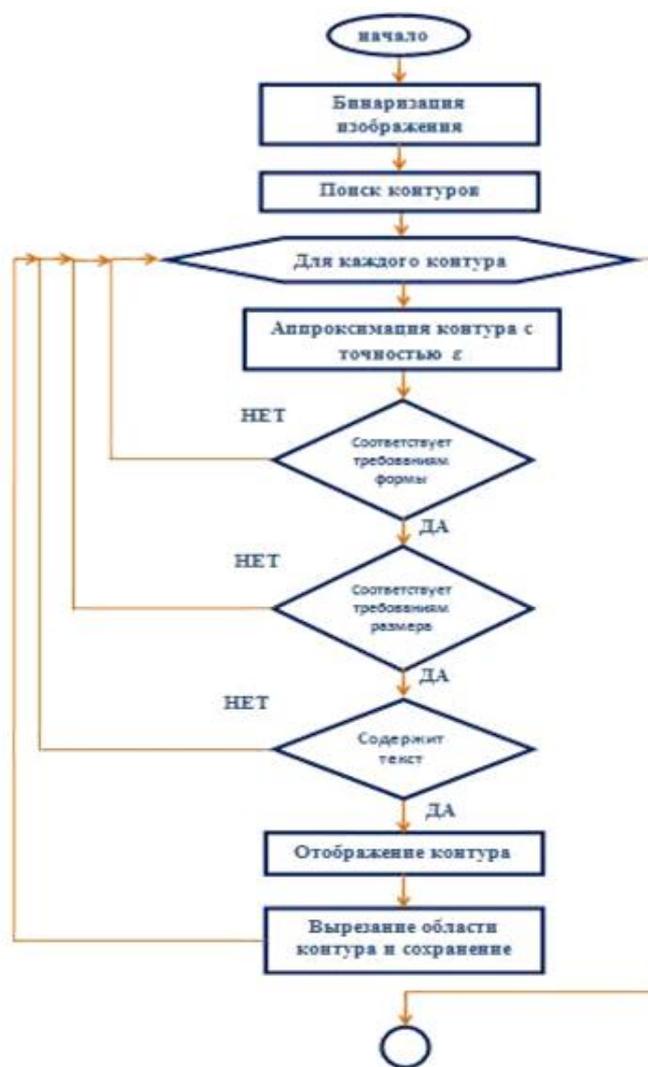


Рисунок 3.8 - Схема алгоритма применения контурного анализа для локализации номерных знаков

Разница вышеперечисленных подходов бинаризации заключается в том, что пороговые методы работают со всем изображением, а адаптивные методы работают только с участками изображений. Кроме того, пороговые методы подбирают некую характеристику, которая позволяет разделить все

изображение на два типа пикселей: черное и белое. Результаты пороговой бинаризации представлены на рисунке 3.9.



Рисунок 3.9 - Пороговая бинаризация:

а – исходное изображение, б – бинаризованное изображение

Как было отмечено, адаптивные методы [22] работают с участками изображений и используются при неоднородном освещении объектов. Такие алгоритмы базируются на использовании локальной или глобальной гистограммы изображения.

Для локализации номерных знаков ТС в большинстве случаев естественным является выбор адаптивных методов бинаризации изображений, т.к. очевидно, что система будет применяться в различных условиях освещения (времени суток, наличие строений и других объектов, создающих тень, сам факт перемещения транспортного средства в пространстве и т.д.). Однако, следует отметить, что адаптивные методы бинаризации работают медленнее пороговых, что следует учитывать при выборе метода.

После предварительной обработки и бинаризации цифрового изображения, происходит извлечение информации о расположении границ между темными и светлыми областями изображения. Пример применения процедуры выделения контуров на изображении представлен на рисунке 3.10.



Рисунок 3.10 - Выделение контуров на изображении

Для нахождения контура номерного знака следует осуществить фильтрацию всех найденных контуров по критериям, отражающим характеристики номерного знака в сравнении с другими объектами окружающего мира. Согласно схеме алгоритма применения контурного

анализа для локализации номерных знаков, следует осуществлять фильтрацию по следующим характеристикам контура:

- по форме, т.е. контур должен содержать только 4 вершины, попарно-параллельные противоположные стороны и углы между смежными векторами близкие к 90° , а также иметь длину в соотношении с шириной, удовлетворяющие значениям пропорций;

- по размеру, т.е. контур должен удовлетворять требованиям минимальной и максимальной площади содержимой области, чтобы иметь возможность извлечения данных (изображения символов) достаточной информативности (достаточного размера).

3.3 Сегментация и распознавание структурированных символов номерного знака транспортных средств

Сегментация изображения – это процесс разделения цифрового изображения на несколько сегментов (множество пикселей, также называемых суперпикселями). Цель сегментации заключается в упрощении и/или изменении представления изображения, чтобы его было проще и легче анализировать [39].

Рассмотренный в пункте 3.2.2 алгоритм локализации номерных знаков ТС можно применить и для решения задач сегментации и распознавания символов. Для этого алгоритм локализации номерных знаков необходимо дополнить алгоритмами сегментации и распознавания.

Согласно этапам извлечения вектора признаков с помощью гистограмм ориентированных градиентов, описанных в пункте 3.2.2, после вычисления значений градиентов яркости изображения с помощью 1D фильтр Собеля, возникает необходимость разделения изображения на ячейки. Для этого нужно провести настройку некоторых параметров HOG. К примеру, при

подборе размера ячеек рассматривались следующие варианты: 2x2, 4x4 и 8x8. Подбор оптимального размера ячеек осуществлялся путем визуализации НОГ признаков цифровых и буквенных символов. Визуализация НОГ признаков цифрового символа «2» представлена на рисунке 3.11.

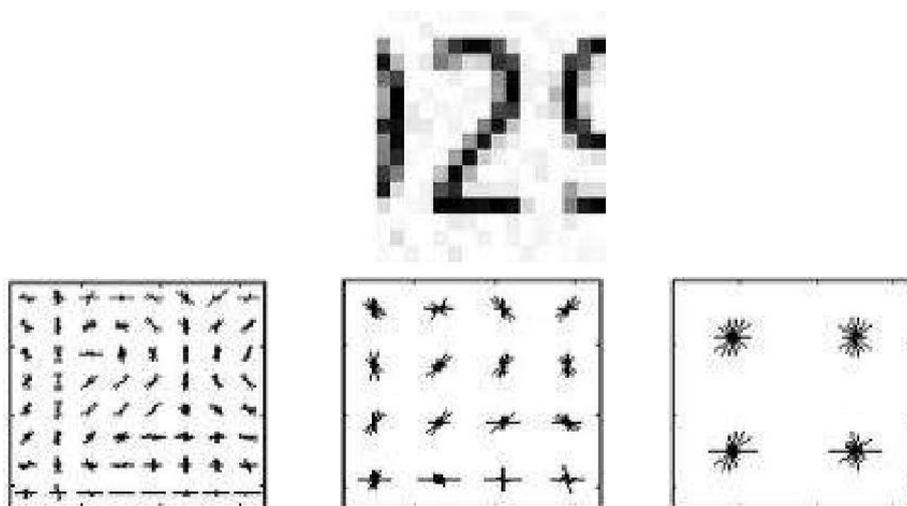


Рисунок 3.11 - Визуализация признаков цифрового символа «2»

Из рисунка 3.11 видно, что при размере ячеек 2x2 получается достаточно информации о форме символа, но чрезмерное увеличение вектора признаков (длина вектора =2772) может привести к низкой производительности в целом алгоритма. Размер ячеек 8x8 не предоставляет достаточную информацию о форме цифрового символа, поэтому наиболее подходящим размером является размерность 4x4. Выбор данной размерности 4x4 обеспечило не только возможностью визуального определения формы цифрового символа, но и размерностью вектора признаков, которая позволила ускорить процесс обучения.

Для нормализации по контрасту всех значений градиентов, соседние ячейки объединяются в блоки, причем каждая ячейка может содержаться в нескольких из них, тем самым обеспечивая инвариантность к различным условиям освещенности и к фотометрическим искажениям. Размер блоков составил 8x8 ячеек. В результате комбинации нормализованных дескрипторов, получается итоговый вектор, описывающий характерные

признаки цифровых и буквенных символов. Длина итогового вектора признаков равна 540. В последующем извлеченные признаки анализируются SVM классификатором.

Поиск цифровых и буквенных символов номерного знака производится по всем слоям пирамиды с шагом в 2 пикселя по вертикали и горизонтали. В качестве фильтра для вычисления градиентов на изображении используется 1D фильтр Собеля; количество бинов в гистограммах - 9; размер блоков 8x8 ячеек; размер ячеек 4x4 пикселей, шаг блоков соответствует размеру ячеек.

Для нормализации блоков использован метод L2-норма. При обучении модели распознавания структурированных символов входные изображения были нормализованы до 16x24.

В данном случае задача классификации решается с помощью мультиклассового SVM по схеме «Один против всех» [38]. Суть этой схемы заключается в решении нескольких бинарных задач: последовательного отделения первого класса от остальных, второго класса от оставшихся и т.д., или выделения каждого класса из всего множества. После решения этих бинарных задач получается несколько обученных SVM, соответствующих каждому классу. Далее при определении класса нового объекта каждая SVM вернет коэффициент принадлежности, и класс объекта будет определен по максимальному значению этого коэффициента. Пороги предсказания для всех 32 моделей были тщательно отобраны, чтобы минимизировать ложные обнаружения для каждой модели.

Перед обучением модели распознавания структурированных символов была подготовлена выборка данных для обучения. Обучающая выборка представляет собой набор входных данных и соответствующих им выходных данных, которые используются для анализа и извлечения символов. Обучение проводится в зависимости от количества цифровых и буквенных символов, используемых при построении номерных знаков (цифры 0-9, все буквы латинского алфавита кроме G, J, Q и I). Общее количество входных

данных составляет 32 символа, из них 10 являются цифровыми, остальная часть буквенными символами.

Примеры обучающей выборки приведены таблице 3.2.

Таблица 3.2 - Примеры обучающей выборки цифровых и буквенных СИМВОЛОВ

Примеры обучающей выборки	С	К	С	К	С	К	С	К
Положительные примеры	0	540	6	441	С	201	Р	109
	1	620	7	320	Е	119	Т	106
	2	370	8	475	Н	102	Х	135
	3	375	9	360	К	230	У	87
	4	500	А	769	М	210		
	5	600	В	216	О	178		
Отрицательные примеры	1325							
Примечание - Обозначения: С – символ; К – количество								

Пример процесса обучения буквенного символа «А» представлен на рисунке 3.12.



Рисунок 3.12 - Процесс обучения буквенного символа А

Весь алгоритм обучения буквенных и цифровых символов можно строить, используя либо последовательное, либо параллельное обучение. При последовательном обучении каждый символ будет формировать свой файл по очереди. То есть, к примеру, сначала буквенный символ «А» выполнит все операции, затем переходит к буквенному символу «В» и т.д.

Такой вид обучения оказался очень медленным. Поэтому для обучения были использованы несколько потоков, где каждый символ обучается параллельно, т.е. одновременно. Это так называемое «автообучение», которое обеспечивает ускорение процесса обучения. Алгоритм параллельного обучения символов представлен на рисунке 3.13.

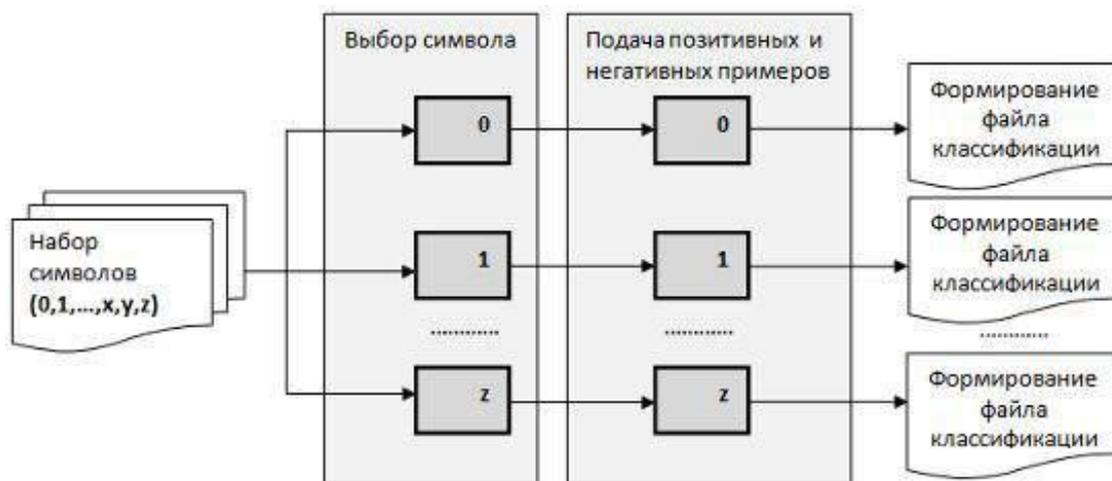


Рисунок 3.13 - Параллельное обучение символов

После обучения всех символов, каждое входное изображение будет проверяться на отношение к области определенного символа.

3.4 Алгоритм сегментации и распознавания символов на базе контурного анализа и метода простых шаблонов

Локализация номерного знака с помощью метода контурного анализа была использована и для сегментации структурированных символов номерного знака ТС.

В случае использования данного метода для решения проблемы сегментации номерного знака ТС, задача сводится к нахождению контуров на входном изображении и их оценки по заданным критериям. В роли таких критериев выступают площадь ограничивающего прямоугольника и соотношение его сторон. Затем найденные контуры сортируются в порядке чтения номерного знака. Для каждого контура на основе его ограничивающего региона выделяется изображение символа. Полученные изображения символов масштабируются к общему размеру 34x44 и передаются на выход. Алгоритм метода выделения контуров приведен на рисунке 3.14.

Недостатком данного подхода является то, что в условиях зашумления или при обработке изображений в низком разрешении, данный алгоритм не сможет адекватно извлечь необходимые контуры.

Распознавание символов является одним из заключительных этапов всей процедуры распознавания номерных знаков ТС. Для данного этапа входными данными являются изображения, полученные в результате предварительной обработки и процесса сегментации, содержащее изображение некоторого символа номерного знака.

После проведения этапа сегментации на выходе получаем нужные контуры и области символов. Далее производится анализ найденных областей.

Проведенный в пункте 1.2 анализ топологических признаков номерных знаков показал, что каждый номерной знак имеет четкую структуру.

Соответственно, структурированное расположение, а также известность шрифта символов позволяет эффективно решить задачу распознавания номерных знаков с помощью метода простых шаблонов.

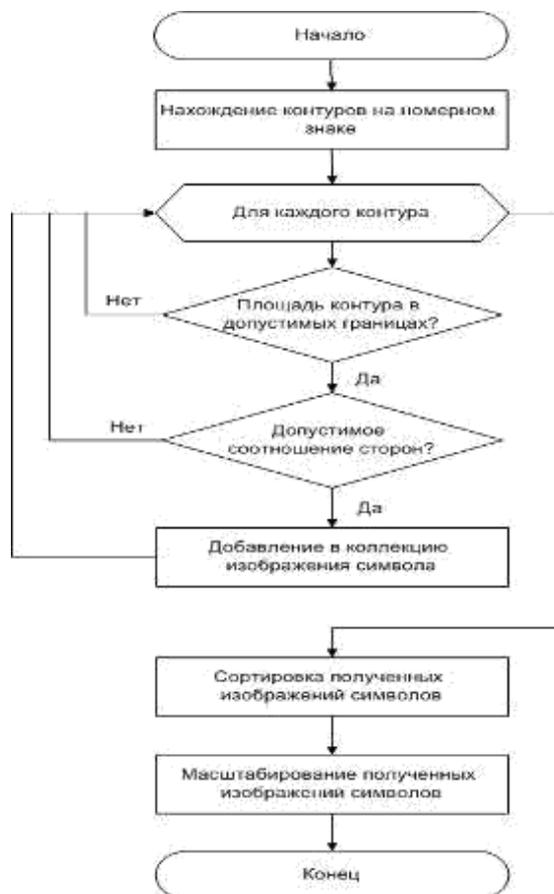


Рисунок 3.14 - Алгоритм метода выделения контуров для сегментации символов номерного знака

Метод простых шаблонов - метод оптического распознавания символов применимый в случае, когда известен шрифт распознаваемых символов. Входное бинаризованное изображение символа попиксельно сравнивается со всеми эталонными шаблонами символов.

Шаблон с наименьшим числом отклонений принимается за результат распознавания, с заданным уровнем достоверности.

Данный метод базируется на вычислении расстояния Хэмминга, при условии, что распознаваемый символ и эталонный шаблон представлены в виде двух бинарных слов одинаковой длины d . Расстояние Хэмминга —

число позиций, в которых соответствующие символы двух слов одинаковой длины различны [124]. Чем меньше расстояние Хэмминга $L(x_1, x_2)$ между двумя последовательностями x_1 и x_2 , тем с большей вероятностью P можно утверждать, что они приближенно равны.

Метод простых шаблонов предполагает вычисление вероятностей соответствия входного изображения символа базе эталонных шаблонов. Основываясь на полученном массиве вероятностей, выбирается шаблон с наибольшей вероятностью, при условии, что максимальная вероятность в массиве превышает пороговое значение вероятности, при котором символ считается распознанным.

Метод простых шаблонов один из наиболее производительных в семействе шаблонных методов, не реализующихся с помощью нейронной сети, за счет отсутствия сложного вычислительного процесса. Недостатком метода простых шаблонов является неустойчивость к повороту входного изображения символа, получаемого при применении аффинного преобразования к повернутому номерному знаку более чем на 15 градусов. Решением проблемы может стать расширение базы шаблонов, где каждому символу будет соответствовать несколько шаблонов с разными углами поворота символа.

3.5 Выводы по третьему разделу

В результате анализа существующих методов и методик распознавания структурированных символов была построена методика распознавания символов на примере номерных знаков транспортных средств РФ. Согласно предложенной методике, разработана процессная модель системы распознавания структурированных символов, а также приведены описания работы каждого слоя данной модели.

Был проделан аналитический обзор методов локализации номерных знаков транспортных средств, приведены достоинства и некоторые недостатки рассмотренных методов. Приведены алгоритмические основы построения характерных признаков объекта на изображении для задач распознавания номерных знаков транспортных средств.

Разработан алгоритм нахождения области номерных знаков ТС, использующий в качестве характеристических признаков гистограммы ориентированных градиентов, в качестве классификатора метод опорных векторов. Проведена оценка качества классификатора на базе собственной тестовой выборки. Исследованы зависимости работы алгоритма на базе гистограммы ориентированных градиентов и метода опорных векторов от различных параметров HOG. По результатам проведенного эксперимента подходящими параметрами дескриптора HOG для локализации номерных знаков являются блоки размером 2×2 ячеек, ячейки размером 8×8 пикселей.

Разработан модифицированный алгоритм распознавания символов на базе методов контурного анализа и шаблонного метода с добавлением преобразований, описанных во втором разделе.

4 Разработка системы распознавания номерных знаков и результаты экспериментальных исследований

В рамках выполнения диссертационной работы разработана система распознавания номерных знаков транспортных средств «НОМЕР», которая включает в себя предложенную методику распознавания структурированных символов.

Программная система представляет собой Windows-приложение, реализованное в среде Microsoft Visual Studio 2013 [23, 26, 27] на языке C# с использованием библиотеки EmguCV.

4.1 Функциональное обеспечение системы распознавания номерных знаков

Общая картина процесса распознавания номерных знаков такова: видеопоследовательность поступает со статической видеокамеры, установленной по направлению движения автомобилей, затем осуществляется выделение объектов интереса и отслеживание их движения и действий для последующего анализа. После выделения необходимых объектов, осуществляется поиск и локализация номерного знака. Далее символы номерного знака сегментируются и распознаются [28].

Обобщенная схема функционирования системы представлена с помощью контекстной диаграммы IDEF0 на рисунке 4.1 и является верхним уровнем иерархии функциональной модели [33].

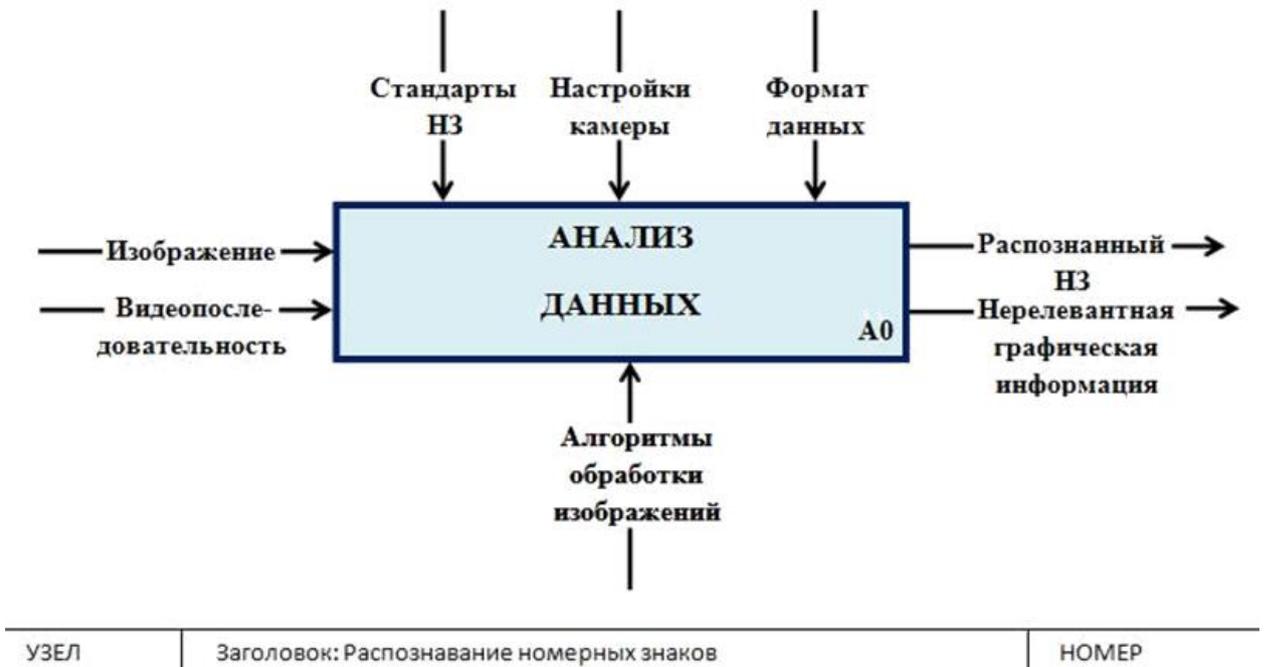


Рисунок 4.1 - Контекстная диаграмма процесса распознавания

Видеопоследовательность с камеры наблюдения выступает в роли информации, которая используется функциональным блоком для получения результата. При этом функциональный блок руководствуется некоторыми правилами и общепринятыми нормами.

Формат видеопоследовательности зависит от модели камеры и, в некоторых случаях, ее настроек. Система не ограничена одним форматом видеопоследовательности и способна разделять на кадры видео распространенных форматов, закодированных кодеками H.264, FFmpeg MPEG-4, Xvid, Cinerak и, при должной настройке, многими другими.

Ресурсами, которые выполняют работу в функциональном блоке, являются алгоритмы распознавания.

Выходами системы являются распознанные номера, представленные в виде текстовой информации, также неизбежна обработка нерелевантной графической информации.

Для того чтобы описать сервисы, предоставляемые системой, построим диаграмму вариантов использования, представленную на рисунке 4.2. Для этого представим проектируемую систему в виде множества сущностей или

актеров, взаимодействующих с системой с помощью вариантов использования. При этом актером называется любая сущность, взаимодействующая с системой извне. В данном случае это – администратор, дежурный либо и множество модулей системы. Администратор оказывает воздействие на настройку и установку аппаратного и программного обеспечения. Дежурный необходим для привнесения человеческого фактора в процесс распознавания – проверки распознанных номеров и применения информации о них по назначению в зависимости от предприятия, на котором применяется система. В свою очередь, модули системы непосредственно влияют на процесс распознавания. Сначала они получают информацию об общих параметрах системы, затем обрабатывают видеопоследовательность и предоставляют информацию о распознанных номерах в текстовом виде для использования в бизнес-процессах организации. При этом у дежурного имеется возможность сравнить графическое изображение номера с текстовым представлением и скорректировать его.

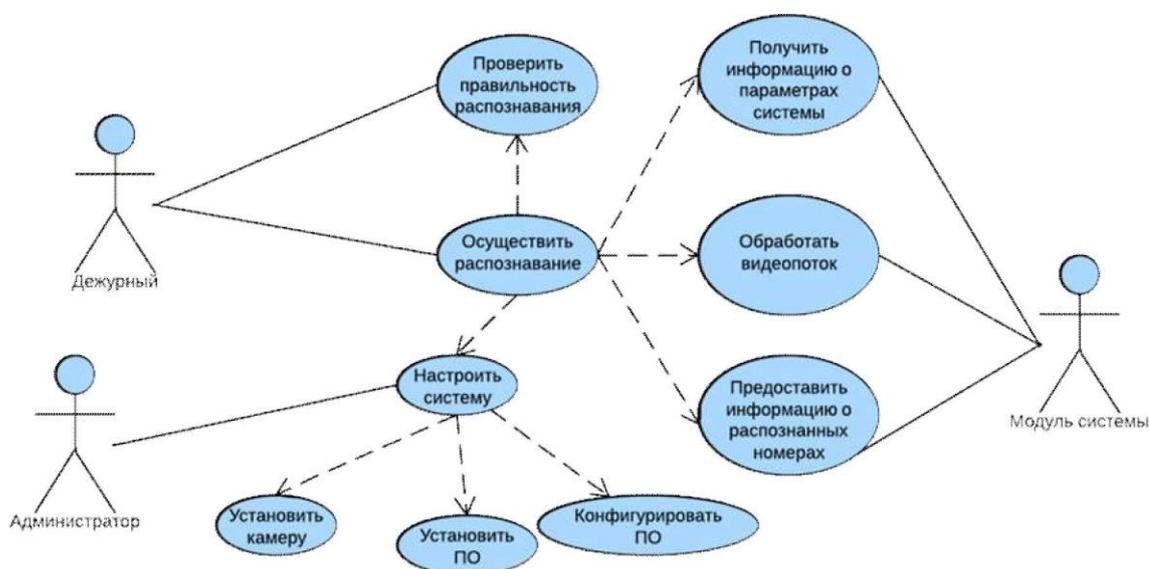


Рисунок 4.2 - Варианты использования системы

Структура системы состоит из модулей. Модульность системы позволит без особых трудностей заменять реализацию того или иного алгоритма или вовсе заменить реализацию одного алгоритма совершенно

иным без внесения существенных изменений в структуру системы в целом. Такая особенность системы просто необходима, поскольку все системы, выполняющие распознавание номерных знаков, часто применяются в различных условиях и для получения наилучшего результата, в поставленных условиях, может потребоваться заменить какой-либо компонент системы более подходящим.

Визуальное представление структуры программы получено с помощью архитектурных инструментов Visual Studio 2013, в которых имеется поддержка моделирования структуры программы на языке UML.

Для определения зависимостей между частями приложения построен график зависимостей в виде документа в формате Directed Graph Markup Language (DGML). На диаграмме, представленной на рисунке 4.3, отображены сборки верхнего уровня и их зависимости.

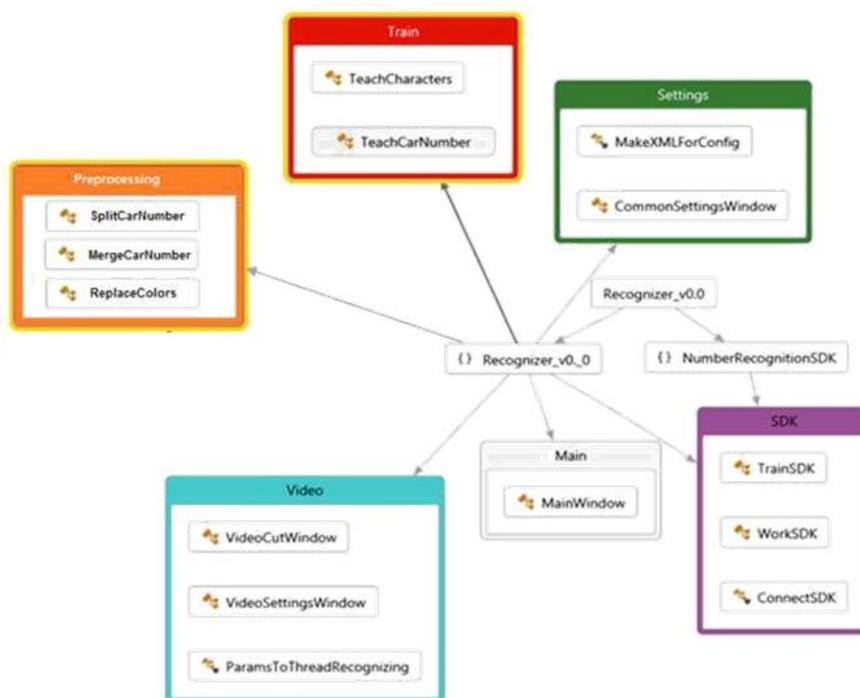


Рисунок 4.3 - Диаграмма классов системы

Система распознавания номерных знаков включает пакет SDK. В основе разработанных SDK лежат 2 класса: класс `TrainSDK` и `WorkSDK`. Функционал, связанный с обучением машины опорных векторов, ее

сохранением/загрузкой и использованием обученной модели для осуществления предсказаний реализован в классе TrainSDK.

Класс WorkSDK предназначен для локализации номерного знака и распознавания символов. Классы TrainSDK и WorkSDK объявляют методы, ответственные за режимы обучения и распознавания. Класс ConnectSDK обеспечивает связь между классами системы и классами SDK, т.е. класс получает путь к положительным и отрицательным образам изображений и вызывает методы класса TrainSDK для обучения системы и WorkSDK для распознавания номерного знака на изображениях, передавая при этом все необходимые параметры этим классам. При наличии такого промежуточного класса работа системы с библиотеками значительно упростится и помимо этого методы класса осуществляет дополнительную проверку данных на корректность.

Класс MakeXMLForConfig отвечает за сохранение всех настроек системы в XML-файлы, которые создаются пользователем. Помимо этого, осуществляет считывание значений параметров работы системы из XML файлов, тем самым обеспечивая пользователей возможностью просмотра текущих настроек программы и внесения необходимых изменений. Внесенные пользователем обновления настроек передаются в класс MakeXMLForConfig, который в свою очередь обновляет информацию в файлах XML.

4.2 Описание пользовательского интерфейса

В качестве исходных данных системы могут выступать как статичные изображения, так и видеопоследовательность. Интерфейс программной системы «НОМЕР» представлен на рисунке 4.4.

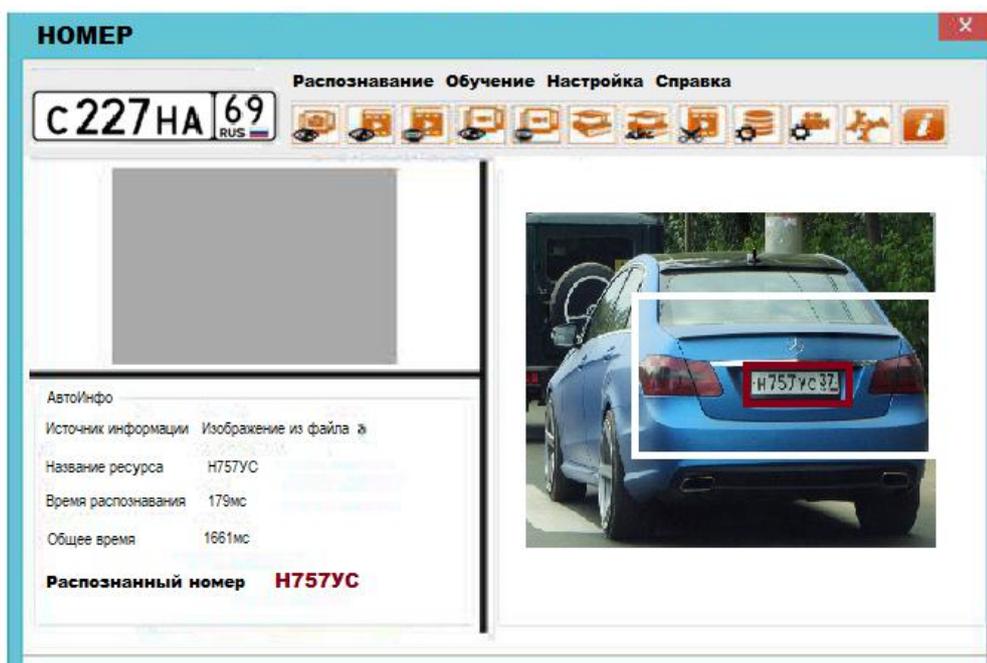
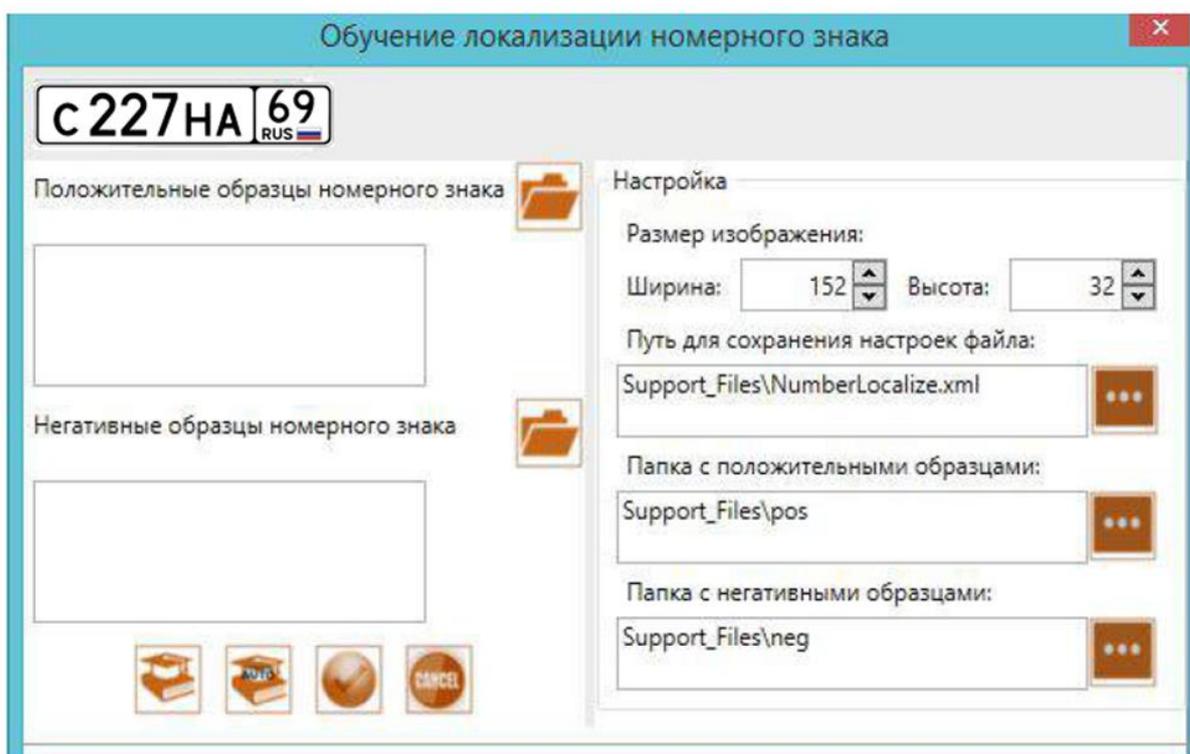


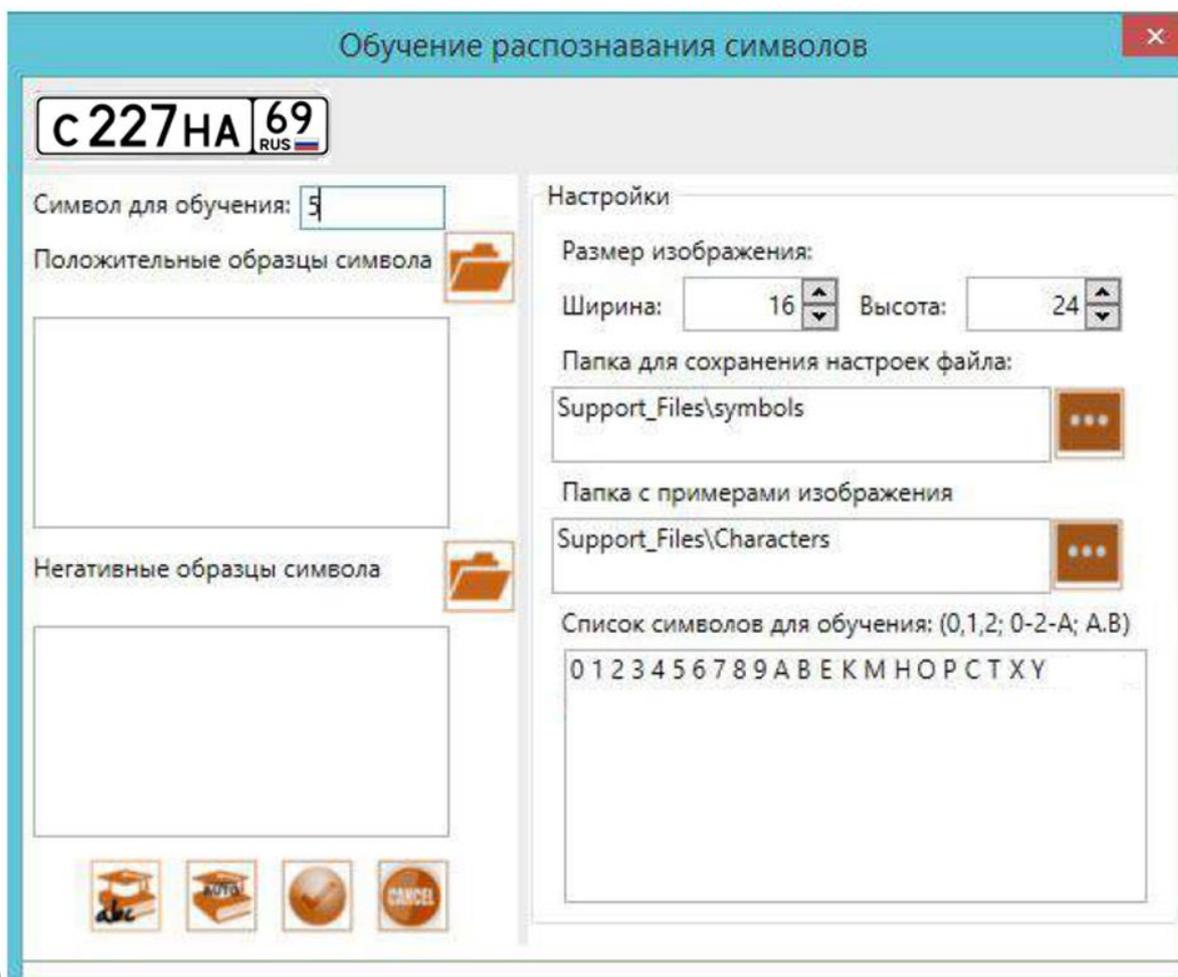
Рисунок 4.4 - Интерфейс программной системы

Также предусмотрена возможность обучения и переобучения (рис. 4.5).

Система позволяет выбирать различные настройки, связанные с параметрами видеопоследовательности: выбор камеры, установка интервала при распознавании и количества кадров в секунду.



а)



б)

Рисунок 4.5 - Диалоговые окна обучения:
 а - обучение локализации номерных знаков,
 б - обучение распознавания символов

4.3 Использование системы «НОМЕР» для оперативно-диспетчерского управления жилого комплекса

«НОМЕР» – программное обеспечение для распознавания номеров автомобилей. Применяется для автоматизации парковок, весовых, КПП, автомоек, ТСЖ и т.п.

Состав оборудования для ПО «НОМЕР» представлен на рисунке 4.6.

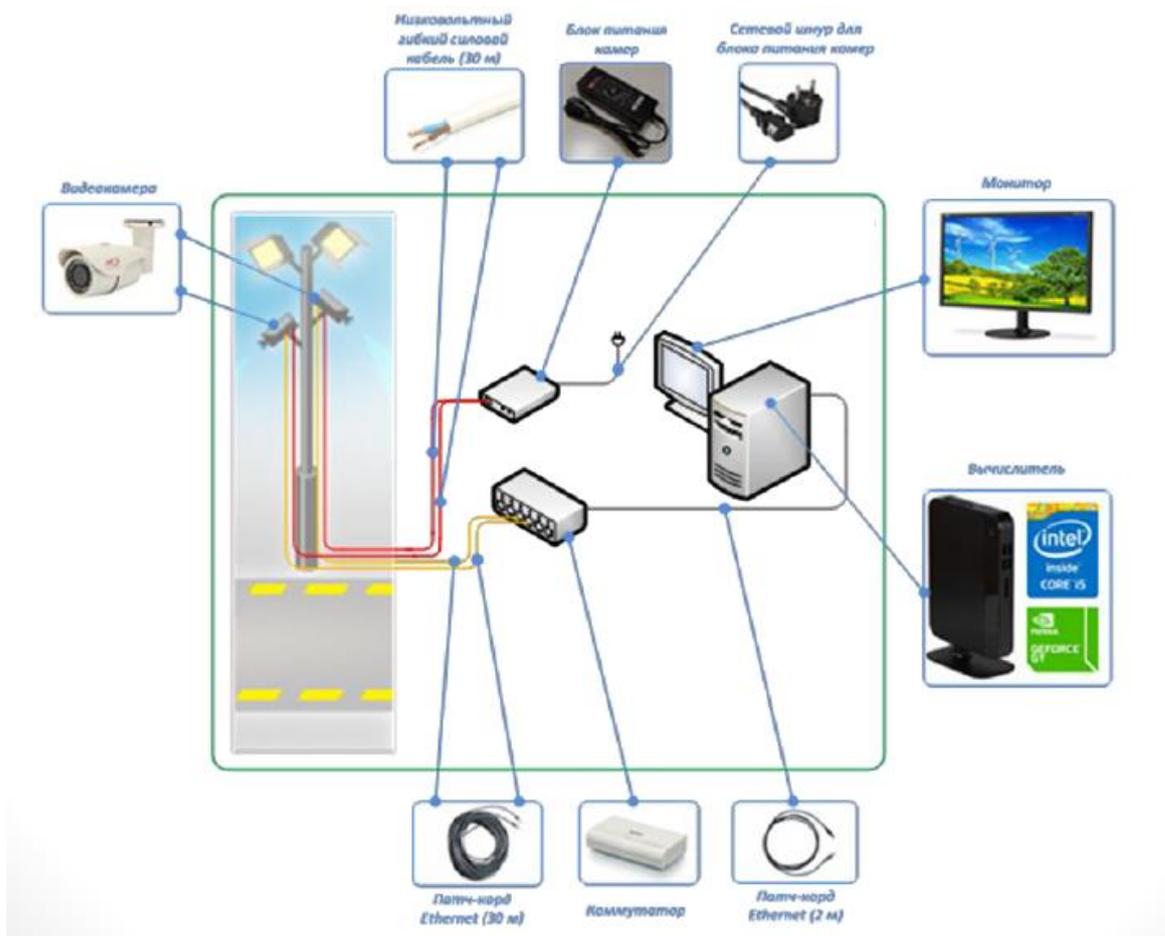


Рисунок 4.6 - Состав оборудования «НОМЕР» с двумя каналами распознавания

Схема подключения шлагбаума и светофоров к модулю ввода-вывода показана на рисунке 4.7. На рисунке 4.7 красным цветом выделена опциональная схема включения кнопок ручного управления шлагбаумом с возможностью фиксации фактов ручного открытия/закрытия шлагбаума в ПО «НОМЕР». Это достигается благодаря использованию кнопок с двумя группами нормально открытых контактов. Одна из этих групп используется для управления шлагбаумом, вторая подключена к дискретным входам модуля ввода-вывода, что позволяет в ПО «НОМЕР» фиксировать все нажатия кнопок. Ручное управление шлагбаумом возможно даже когда ПО «Номер» не работает и компьютер выключен. В этом случае нажатия кнопок при этом естественно фиксироваться в ПО «Номер» не будут.

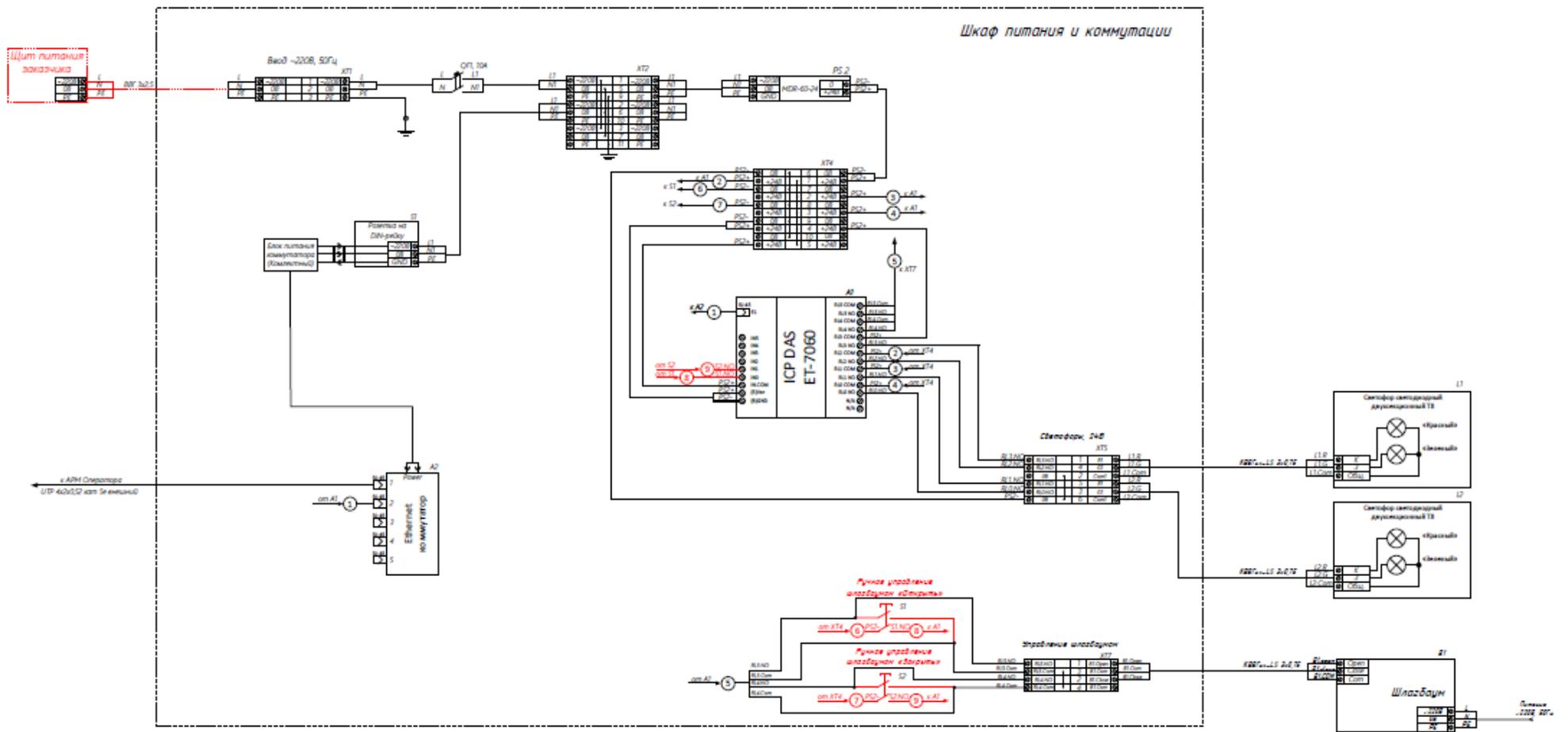


Рисунок 4.7 - Схема подключения шлагбаума и светофоров к модулю ввода-вывода

Основные характеристики ПР «НОМЕР»:

- работает при скорости автомобилей до 30 км/час;
- поддерживает номерные знаки Российской Федерации (будет дорабатываться, для того чтобы определяла номерные знаки следующих стран: Белоруссия, Украина, Казахстан, Киргизия и др.);
- число подключаемых видеокамер – 2 (будет дорабатываться, чтобы поддерживала до 6 камер);
- функционал ПО расширяется достаточно легко.

Функционал ПО:

- распознавание государственных регистрационных знаков автомобилей (автомобильных номеров) на видеоизображениях;
- ведение базы данных проехавших автомобилей, сохранение их изображений с возможностью просмотра и редактирования записей;
- поддержка пользовательских баз данных автомобилей, с возможностью загрузки базы данных вручную режиме из файлов формата *.xls, *.xlsx и *.csv;
- до 6 каналов распознавания номеров (6 видеокамер) на одном компьютере;
- автоматическая проверка распознанных номеров попользовательским базам данных;
- визуальное и звуковое оповещение оператора при совпадении распознанного номера с записью в пользовательских базах данных автомобилей;
- поиск в базе данных обнаруженных ТС по указанным пользователем критериям, формирование и печать отчета по результатам поиска;
- создание списков доступа для автоматического управления шлагбаумом с учетом результата распознавания номера подъехавшей машины.

4.4 Результаты экспериментальных исследований работы алгоритмов локализации номерного знака

Эффективность работы систем распознавания номерных знаков во многом зависит и от условий регистрации изображений. Хорошо известно, что изображения одной и той же сцены, снятые в различных условиях освещения, могут различаться радикально. Поэтому исследование влияния условий освещенности на работу алгоритмов обнаружения номерных знаков является весьма актуальной задачей.

Для проведения исследования влияния условий освещенности на работу алгоритмов обнаружения номерных знаков была сформирована база из 50 изображений, которая разделена на две части. В первую часть включены реальные изображения, снятые в различных условиях освещенности: низкоконтрастные, неравномерно освещенные, пересвеченные и затемненные изображения.

Для имитации примеров изображений вторая часть изображений подвергались наложению таких типов искажений как, изменение яркости и изменение контраста. Исследование влияния условий освещенности на работу алгоритмов обнаружения номерных знаков проводилось по следующей схеме (рисунок 4.8)

Рассмотрим результаты работы алгоритмов обнаружения номерных знаков при изменении условий освещенности для тестируемых изображений, которые представлены на рисунке 4.9.

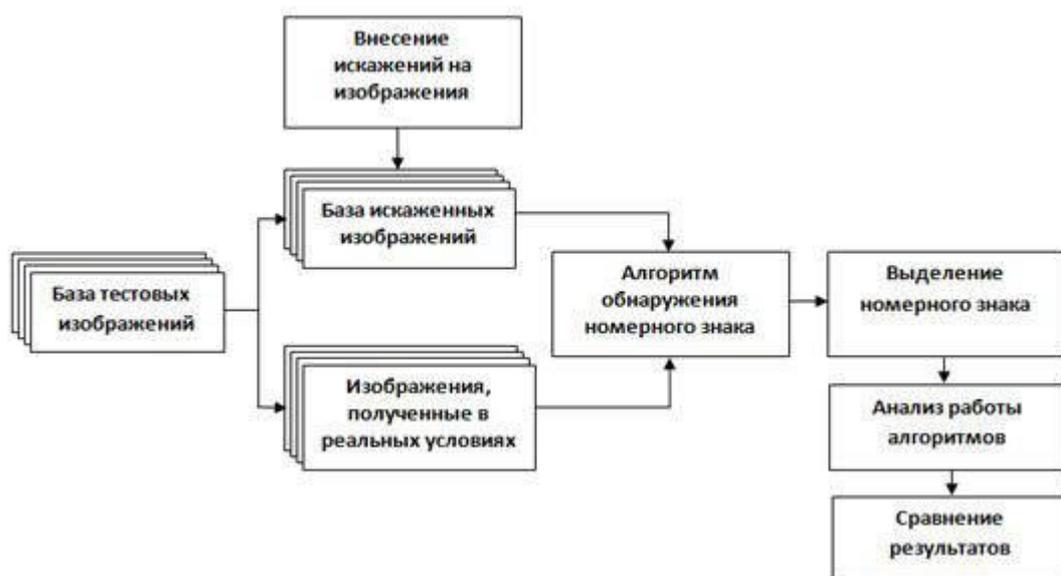


Рисунок 4.8 - Схема исследования алгоритмов обнаружения номерных знаков

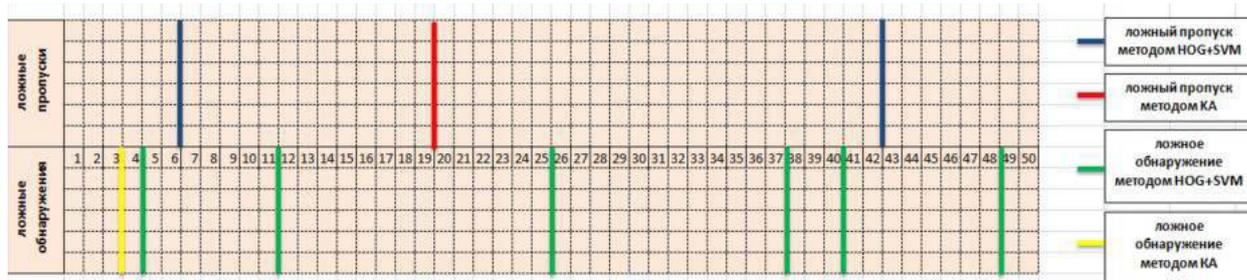


Рисунок 4.9 - Статистика ошибок

На рисунке 4.9 проиллюстрирована зависимость верной локализации номерных знаков на базе разработанных алгоритмов. На наборе реальных изображений лучший результат по уровню локализации показал алгоритм на базе контурного анализа – 96%. Алгоритм на базе HOG+SVM отстал от лидера на 12% из-за чувствительности к ошибкам ложного обнаружения. Уровень верной локализации данного алгоритма составил 84%. Статистика ложного пропуска у обоих алгоритмов примерно одинакова.

Фильтрация контуров по форме и размеру, а также ввод дополнительной проверки соответствующего вышеназванным критериям объекта на содержание текста, позволило увеличить уровень верной локализации номерных знаков с помощью контурного анализа.

Наибольшую устойчивость к изменению контраста изображений продемонстрировал алгоритм на базе HOG+SVM (рисунок 4.10). Это объясняется тем, что использование блоков при нормализации по контрасту всех значений градиентов, позволяет сохранить инвариантность к различным фотометрическим искажениям и условиям освещенности. Средний уровень верного обнаружения алгоритма при тестировании искаженных изображений по контрасту на базе HOG+SVM составило 42,5%, опережая на 7,4% алгоритма на базе контурного анализа. Средний уровень верной локализации алгоритма на базе контурного анализа составило 35,1%.

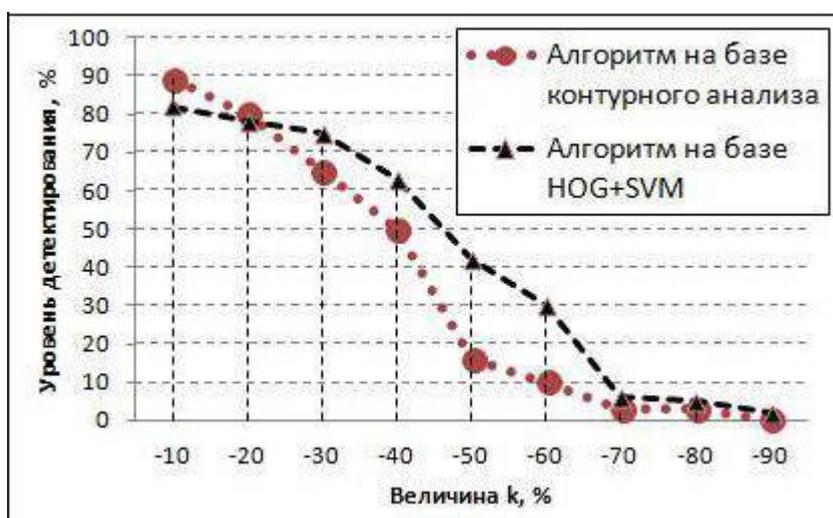


Рисунок 4.10 - Зависимость верного уровня локализации номерных знаков для изображений, подверженных искажению по контрасту

Приведем результаты исследований разработанных алгоритмов классификации буквенно-цифровых символов номерного знака транспортных средств РФ. В предложенном подходе практически весь процесс распознавания структурированных символов состоит из поэтапного преобразования изображения номерного знака с целью повышения эффективности классификации данных применительно к поставленной задаче.

В целом эффективность системы распознавания характеризуется рядом критериев. С одной стороны – это качество распознавания, с другой – время

рабочего цикла, часто ограниченное требованием распознавания в реальном времени [131].

Таблица 4.1 – Результаты распознавания символов с помощью алгоритма на базе контурного анализа и метода простых шаблонов

Символ	Всего символов	Распознано символов	Процент успешно распознанных символов
0	440	434	98.64%
1	541	506	93.53%
2	313	299	95.53%
3	291	281	96.56%
4	313	301	96.17%
5	493	474	96.15%
6	502	486	96.81%
7	432	424	98.15%
8	292	286	97.95%
9	299	297	99.33%
A	578	547	94.64%
B	172	169	98.26%
E	103	102	99.03%
K	207	196	94.69%
M	234	225	96.15%
H	132	131	99.24%
O	128	127	99.22%
P	79	75	94.94%
C	217	210	96.77%
T	87	80	91.95%
X	91	86	94.51%
Y	118	105	88.98%

Для проведения экспериментов использовались 559 изображений. Эксперименты показали, что в первом случае процент точного распознавания НЗ равен 85.1, во втором 96. В то же время применение предложенного алгоритма распознавания НЗ позволило сократить среднее время обработки данных на 178.9 ms, тем самым удовлетворяя одно из требований, предъявляемым к системам реального времени. В первом случае на базе алгоритма HOG+SVM тестировались только однострочные НЗ, поскольку в предложенных преобразованиях на этапе предварительной обработки изображения НЗ, все типы двустрочных НЗ приводятся к однострочным. Помимо этого, разработанные алгоритмы распознавания

структурированных символов протестированы в различных условиях освещенности и зашумленности, сравнительные результаты которых также приведены в таблице 4.2.

Таблица 4.2. Сравнение эффективности алгоритмов

Алгоритм	HOG+SVM	КА+ШИМ
Критерий		
Среднее время обработки изображения, ms	188	9.1
Процент точного распознавания	85.1	96
Процент точного распознавания на зашумленных изображениях в пределах плотности 0,01-0,02	80.5	77.5
Процент точного распознавания искаженных изображений по яркости	81.8	83.7
Процент точного распознавания искаженных изображений по контрасту	42.5	35.1
Допустимый угол наклона НЗ	до 10 градусов	до 15 градусов
Тип номерного знака	однотрочные	однотрочные

В предыдущих экспериментах рассматривались изображения, которые были сняты фронтально. Для определения работоспособности предложенных алгоритмов при различных значениях углов наклона номерного знака была сформирована база изображений с креном пластины от 0 до 20 градусов. Было протестировано 50 изображений, из них 25 изображений, снятых под углом от 0 до 10 градусов, остальная часть снята под углом от 10 до 20 градусов. В результате тестирования изображений, снятых под углом от 0 до 10 градусов, разработанные алгоритмы показали практически одинаковый результат: в первом случае 23 изображений были распознаны правильно, во втором 22 изображения. При увеличении угла наклона НЗ в обоих случаях показал нулевой результат.

Таким образом, допустимый угол наклона номерного знака в обоих случаях составляет не более 10 градусов. При увеличении этого значения качество распознавания сильно ухудшается, поскольку при больших углах наклона прямоугольник номерного знака сильно искажается.

4.5 Выводы по четвертому разделу

Разработана функциональная модель программной системы обработки структурированных символов. Изучены варианты использования и различные виды взаимодействий в этом комплексе. Проведена разработка модели реализации программной системы и выявлены классы его модулей.

Проведены экспериментальные исследования работы двух алгоритмов локализации НЗ на влияние условий освещенности. Исследовано влияние импульсного шума на работу алгоритмов локализации НЗ на базе HOG+SVM и контурного анализа.

Проведен сравнительный анализ разработанных алгоритмов распознавания НЗ на базе методов HOG+SVM и на базе контурного анализа и метода простых шаблонов с предложенными преобразованиями.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе решена задача разработки моделей и методов анализа и распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств, соответствующих стандартам РФ.

В ходе выполнения диссертационной работы были получены следующие результаты:

1. Был проведен сравнительный анализ существующих методов распознавания структурированных символов и выявлены их недостатки. Как правило, алгоритмы, разработанные на основе этих методов требовательны к аппаратным вычислительным ресурсам, что затрудняет применение их в таких типах объектов, где скорость проезда транспортных средств невысока.

2. Проведено исследование стандартов номерных знаков транспортных средств РФ и нанесения на них буквенно-цифровых символов для решения проблем кластеризации и классификации символов.

3. Впервые предложена методика распознавания структурированных символов на примере номерных знаков транспортных средств. Данная методика включает в себя дополнительный этап предварительной обработки изображения локализованного НЗ, в результате которого все типы номерных знаков приводятся к единому виду, т.е. к однострочным НЗ с белым фоном и черными символами. Данное преобразование позволяет ускорить процесс сегментации и распознавания структурированных символов.

4. Разработаны алгоритмы преобразования номерных знаков к однострочному стандартизированному виду, а также цветных номерных знаков в однородной палитре серого цвета, с позиции упрощения и повышения скорости обработки символов.

5. Разработан алгоритм локализации номерных знаков транспортных средств и распознавания структурированных символов номерного знака на

основе гистограммы ориентированных градиентов и метода опорных векторов.

6. Усовершенствована классификация буквенно-цифровых символов путем применения кластерного анализа, обеспечивающего снижение размерности исходного признакового пространства и повышение эффективности работы классификатора.

7. Разработаны алгоритмы распознавания структурированных символов на основе методов контурного анализа и метода простых шаблонов с предложенными преобразованиями. Экспериментально доказано, что применение предложенного подхода увеличивает показатель точного распознавания символов на 10,9%.

8. Проведено тестирование разработанных алгоритмов локализации НЗ на влияние различных условий освещенности и импульсного шума.

9. Разработана программная система распознавания номерных знаков ТС с использованием предложенных алгоритмов.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. ГОСТ 7.32-2001 Отчет о научно-исследовательской работе. Структура и правила оформления [Текст]. - М.: Изд-во стандартов, сор. 2001. - 26 с. - (Система стандартов по информации, библиотечному и издательскому делу).
2. ГОСТ 7.1-2003 Библиографическая запись. Библиографическое описание [Текст]. - М.: Изд-во стандартов, сор. 2004. - 170 с. - (Система стандартов по информации, библиотечному и издательскому делу).
3. ГОСТ Р 50577-93 "Знаки государственные регистрационные транспортных средств. Типы и основные размеры. Технические требования"(принят и введен в действие постановлением Госстандарта РФ от 29 июня 1993 г. N 165)
4. Арлазаров В. Л. Алгоритмы распознавания и технологии ввода текстов в ЭВМ. Текст. / В. Л. Арлазаров, О. А.Славин // Информационные технологии и вычислительные системы. - № 1, 1996. - С. 48-54.Амиргалиев Е.Н. О некоторых методах оптимизации в системе распознавания и классификации. // Труды Института вычислительной математики и математической геофизики СО РАН. - Новосибирск, 2009. - С. 7- 13.
5. Арлазаров В.Л. Адаптивное распознавание символов / В.Л. Арлазаров, А.Д. Астахов, В.В. Троянker, [и др.] // Интеллектуальные технологии ввода и обработки информации. Сборник трудов. — М.: Институт системного анализа РАН, 1998. - С. 39-56.
6. Ахметов Б.С., Алибиева Ж.М., Бекетова Г.С. Методы и алгоритмы оценки биометрических образов / Вестник КБТУ. 2014. - № 3. - С. 38-41
7. Ахметов Б.С., Иванов А.И., Фунтиков В.А., Безяев А.В., Малыгина Е.А. Технология использования больших нейронных сетей для

преобразования нечетких биометрических данных в код ключа доступа: монография. – Алматы: ТОО «Издательство LEM», 2014 – 144 с.

8. Афонсенко, А. В. Обзор методов распознавания структурированных символов / А.В. Афонсенко, А.И. Елизаров // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. - Вып. 2(18). -Ч.1. 2008. - С.83-88.

9. Багдонас А. Читающее устройство «РУТА 701» // Автоматизация ввода письменных знаков в электронно_вычислительные машины: Докл. научно_техн. совещ. – Вильнюс, 1968. – С. 96–121.

10. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. – М.: Финансы и статистика, 2017.-176 с.

11. Блюмин, С. Л. Модели и методы принятия решения в условиях неопределенности [Текст] / С. Л. Блюмин. – Липецк: ЛЭГИ, 2001. – 138с.

12. Бредихин Р.Н. Об одном подходе к распознаванию оптических образов текстов // Вестник МЭИ. № 2. 2005. - С. 134–141.

13. Бродецкий, Г. Л. Системный анализ в логистике, выбор в условиях неопределённости [Текст] / Г. Л. Бродецкий. - Москва: Academia, 2010. – 38с.

14. Вапник В.Н. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения) // В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис // М.: Издательство «Наука», Главная редакция физико-математической литературы –2014 – 416 с.

15. Гантмахер, Ф. Р. Теория матриц [Текст] / Ф. Р. Гантмахер. - М.: Физматлит, 2010. — 560 с.

16. Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB Москва: Техносфера, 2014. - 616с.

17. Горелик А.Л., Скрипкин В.А. Методы распознавания. – М.: Высшая школа, 2017. – 222 с.

18. Гренандер У. Лекции по теории образов: Синтез образов. Пер. с англ. — М.: Мир, 2013.-1264 с.

19. Иванов Ю.С. Применение модифицированного алгоритма Viola-Jones к задаче обнаружения лица человека в видеопотоке / Ю.С. Иванов // Актуальные проблемы математики, физики, информатики в вузе и школе: Международная научно-техническая конференция, 2012 г. – Комсомольск-на-Амуре: Изд-во АМГПУ-2012. -С.52-61.
20. Ишенин, П. П. Инструментальные средства построения комплексов моделей и аналитических приложений [Текст] / П. П. Ишенин. - СО РАН Красноярск, 2014. – 47с.
21. Ковалевский, В.А. О корреляционном методе распознавания / В.А. Ковалевский // Читающие автоматы. - Киев, 2015. - С. 46-61.
22. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю., Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов — М.: Физ-матлит, 2015. - 224 с.
23. Литвиненко, Н. А. Технология программирования на C++. Win32 API-приложения [Текст] / Н. А. Литвиненко. - Санкт-Петербург: «БХВ-Петербург», 2010. - 288с.
24. Новикова Н.М. Структурное распознавание образов: Учебно-методическое пособие для вузов. - Воронеж: Изд-во ВГУ, 2015. - 30 с.
25. Ожегов С. И. Толковый словарь русского языка / С. И. Ожегов, Н. Ю. Шведова. - М.: Азбуковник, 2017. - 940 с.
26. Портал искусственного интеллекта.
URL:<http://neuronus.com/nn/38-theory/236-klassifikatsiya-iskusstvennykh-nejronnykh-setej.html>
27. Прата, С. Язык программирования C++. Лекции и упражнения [Текст] / С. Прата. - Москва: Издательский дом «Вильямс», 2012. – 1248с.
28. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. / У. Прэтт. М.: Мир, Кн. 2. 2012. - 480 с.
29. Пытьев Ю.П. Задачи морфологического анализа изображений. В сб. Математические методы исследования природных ресурсов Земли из космоса. Под ред. В.Г.Золотухина. -- М.:Наука 1984.-С.41-83.

30. Пытьев Ю.П. Морфологический анализ изображений. Докл. АН СССР. 1983.т.269, N 5, С.1061-1064.
31. Сараев, А. Д. Системный анализ и современные информационные технологии [Текст] / А. Д. Сараев. - Труды Крымской Академии наук. — Симферополь: СОНАТ, 2016. — 59с.
32. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. — М.: Мир, 1978.-401с.
33. Федяев О.И., Пауков Д.П. Нейронные сети: прогнозирование как задача распознавания образов
[URL:http://masters.donntu.org/2003/fvti/paukov/library/neurow.htm](http://masters.donntu.org/2003/fvti/paukov/library/neurow.htm).
34. Фор А. Восприятие и распознавание образов.— М.: Машиностроение, 2013.-272 с.
35. Фу, К. Структурные методы в распознавании образов / К.Фу; под ред. М.А. Азеймана; пер. с англ. Н.В. Завалишина, С.В. Петрова, Р.Л. Шейнина. - М.: Мир, 2017. - 320с.Фурман Я.А. Цифровые методы обработки и распознавания бинарных изображений / Я.А. Фурман А.Н. Юрьев, В.В. Яншин - Красноярск, 2012. – 248 с.
36. Ян Д.Е., Шамис А.Л. Новая технология распознавания символов. Теория, практическая реализация, перспективы.- М.: Препринт, 2015. 36 с.
37. Burges C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition / C.Burges // Data Mining and Knowledge Discovery. – 1998. – Vol.2 – PP.121-167.
38. Impedovo, S. Frontiers in handwriting recognition Text. / S. Impedovo // Fundamentals in handwriting recognition. - Vol. 124. 2011. - PP. 7-39.
39. Lam, L. Thinning Methodologies: A Comprehensive Survey / L. Lam, S.W. Lee, CY. Suen // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 1992.-Vol.14.-PP.869-885.

40. Nishida H. An approach to integration of off-line and; on-line recognition, of handwriting. text. / H: Nishida // Pattern Recognition better. Vol. 16, 1995.-PP. 2431-2438.

41. Plamondon, R. Methodologies for Evaluating Thinning Algorithms for Character Recognition / R. Plamondon [and others] // Int'l. J. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, special issue thinning algorithms.- 1993.- Vol. 7.-№5.-PP. 1247-1270.

42. Sing-Tze Bow «Pattern Recognition and Image Preprocessing, Second Edition, Revised and Expanded», Dekker, 2012.

43. Smith, S.J. Handwritten character classification using nearest neighbor in large databases / SJ. Smith [and others] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. - 1994. -Vol.22. - № 9. - PP.915-919.

44. Viola P., Jones M.J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features / P. Viola, M.J. Jones // IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. – Kauai, Hawaii, USA – 2001. –V.1.-PP.511-518.

45. Wing T.H., HaoWooi L., Young H. Two-Stage License Plate Detection Using Gentle Adaboost and SIFT-SVM / T.H. Wing, L. HaoWooi, H. Young // First Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems – 2006 –PP.109-114.