

**Жиганов Сергей Викторович**

**ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ МЕТОД И АЛГОРИТМЫ НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО  
РАСПОЗНАВАНИЯ ЛЮДЕЙ, ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ И СИТУАЦИЙ  
НА ОСНОВЕ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ**

Специальность

05.13.18 – Математическое моделирование, численные  
методы и комплексы программ

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание учёной степени  
кандидата технических наук

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Комсомольский-на-Амуре государственный университет» (ФГБОУ ВО «КНАГУ»)

**Научный руководитель:** **Амосов Олег Семенович**, доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник, ФГБУН Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российская академия наук (ИПУ РАН), Лаборатория №40 «Интеллектуальные системы управления и моделирования», г. Москва.

**Официальные оппоненты:** **Золотова Татьяна Валерьяновна**, доктор физико-математических наук, доцент, профессор департамента анализа данных, принятия решений и финансовых технологий, ФГБОУ ВО «Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации», г. Москва.

**Сай Сергей Владимирович**, доктор технических наук, доцент, заведующий кафедрой «Вычислительная техника», ФГБОУ ВО «Тихоокеанский государственный университет», г. Хабаровск.

**Ведущая организация:** ФГБУН «Институт автоматизации и процессов управления Дальневосточного отделения Российской академии наук», г. Владивосток.

Защита диссертации состоится «28» ноября 2019 г. в 10.00 часов на заседании диссертационного совета Д 999.055.04 при Комсомольском-на-Амуре государственном университете (ФГБОУ ВО «КНАГУ») по адресу: 681013, г. Комсомольск-на-Амуре, пр. Ленина, д. 27, корп. 3, ауд. 201/3.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте Комсомольского-на Амуре государственного университета: <https://sovnet.knastu.ru>

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, подписанные и заверенные гербовой печатью организации, просим направлять по указанному адресу на имя учебного секретаря диссертационного совета.

Автореферат разослан «\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2019 г.

Учёный секретарь  
Диссертационного совета,  
канд. физ.-мат. наук

Егорова  
Юлия Георгиевна

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность темы.** Современная система видеонаблюдения, используемая в системе контроля и управления доступом (СКУД) содержит множество камер, установленных на территории охраняемого объекта. В большинстве случаев за событиями следит человек, который через 12 минут непрерывного наблюдения начинает пропускать до 45% событий, а после 22 минут наблюдения – до 95% потенциально тревожных ситуаций. Задача интеллектуальной системы видеонаблюдения – снизить нагрузку на оператора при помощи автоматического обнаружения нестандартных ситуаций. Это позволит своевременно уведомить оператора о необходимости обратить внимание на потенциально тревожное событие.

На кадрах видеопотока могут фиксироваться образы физических и технических объектов, а также ситуации, происходящие с их участием. Для каждого объекта или ситуации набор свойств различный. Примеры свойств, которыми обладают технические объекты – транспортные средства (ТС): тип, номер, цвет и т.д.; физические объекты – люди: пол, возраст и т.д. Свойствами ситуаций являются: протяженность во времени; взаимосвязи между динамическими объектами в ситуации.

Основной задачей алгоритмов компьютерного зрения является поиск образов на изображении и выделение их ключевых признаков, характеризующих свойства объектов и ситуации, их распознавание для последующего принятия решений или управления.

Большой вклад в разработку теоретических и практических основ в области распознавания образов внесли такие советские и российские ученые как Анисимов Б. В., Вапник В. Н. и Червоненкис А. Я., Гашников М. В., Горелик А. Л., Журавлев Ю. И., Загоруйко Н. Г., Местецкий Л. М., Рудакова К. В., Симанков В. С., Сойфер А. В., Цыпкина Я. З. и др.; в области распознавания видеоизображений – Катаев М. Ю., Фаворская М. Н., Щеголева Н. Л. и др.; в области систем контроля и управления доступом – Вороны В. А. и Тихонова В. А., Куделькин В. А. и др.; в области машинного обучения – Воронцов К. В. и др. Среди зарубежных авторов необходимо отметить работы Andrej Karpathy, Andrew G. Howard, Christian Szegedy, François Chollet, Navneet Dalal и Bill Triggs, Paul Viola и Michael Jones, Rafael Gonzalez и Richard Woods, Sepp Hochreiter и Jürgen Schmidhuber, Yann LeCun и др.

Алгоритмы компьютерного зрения способны помочь ограничить доступ физических лиц и технических объектов на некоторую территорию. При таком подходе под нестандартной ситуацией понимают появление объекта из «черного списка» или объекта без идентификационного признака. Однако такой подход не позволяет обнаружить нестандартные ситуации, особенностью которых является протяженность во времени.

Работа посвящена повышению эффективности распознавания людей, транспортных средств и ситуаций на основе видеонаблюдения посредством использования новых алгоритмов, основанных на применении искусственных нейронных сетей (НС) и нечеткой логике, способных описать происходящее в видеопотоке.

**Целью работы** является разработка эффективного по быстродействию и точности вычислительного метода распознавания людей, ТС и ситуаций на основе видеонаблюдения для систем контроля и управления доступом.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

1. Провести анализ построения СКУД физических и технических объектов.
2. Разработать математическую модель СКУД технических и физических объектов, учитывающую описание штатных и нестандартных ситуаций.
3. Провести анализ существующих подходов к построению классификаторов в системах компьютерного зрения (СКЗ).
4. Разработать вычислительный метод распознавания образов в непрерывном видеопотоке.
5. Разработать алгоритмы локализации и распознавания технических и физических объектов.
6. Разработать алгоритм обнаружения и классификации нестандартных событий в непрерывном видеопотоке системы видеонаблюдения.

7. Реализовать комплексы программных модулей для СКУД с использованием предложенных алгоритмов.

**Объект исследования** – СКУД на базе видеонаблюдения.

**Предмет исследования** – нейросетевые и нечеткие алгоритмы распознавания образов в СКЗ.

**Методы исследования** основаны на общей методологии математического моделирования исследуемых процессов, объектно-ориентированном программировании. При решении задач были использованы теория систем, теория нечетких множеств, искусственные нейронные сети. Применялись интегрированные среды для языков программирования: C#, Python и пакеты прикладного программного обеспечения. Проведены экспериментальные апробации разработанных алгоритмов в различных предметных областях.

**Научная новизна работы:**

1. Предложена математическая модель интеллектуальной СКУД на основе кибернетического подхода для задач доступа транспортных средств на территорию организации и физических лиц в помещение повышенной опасности. Отличительной особенностью математической модели является возможность учитывать и распознавать штатные и нештатные ситуации на охраняемом объекте и вырабатывать управляющие воздействия.

2. Предложен вычислительный метод распознавания образов в непрерывном видеопотоке, отличительной особенностью которого является использование композиции традиционных методов обработки изображений, глубоких НС, алгоритмов нечеткой логики для классификации объектов и ситуаций.

3. Предложены адаптированные архитектуры НС: оригинальная дуальная сеть для идентификации человека по изображению лица, которая в отличие от классической сямской сети позволяет использовать большее количество признаков; модифицированная архитектура сверточной нейронной сети MobileNet для распознавания номерных знаков, отличающаяся возможностью работать в реальном времени (РВ) за счет использования глубокой и поточечной свертки; оригинальная архитектура глубокой нейросети для задачи классификации событий в видеопотоке, построенная комбинациями слоев свертки и независимых рекуррентных слоев. Предложенные адаптации позволяют при низких вычислительных затратах с высокой точностью распознавать ситуацию в режиме РВ.

4. Предложены алгоритмы: идентификации человека по изображению лица, распознавания номерных знаков, обнаружения и распознавания нештатных ситуаций в видеопотоке на основе вычислительного метода для интеллектуальной СКУД, отличающиеся возможностью применения в сложных условиях в режиме РВ.

5. Предложен подход для локализации человека в кадре видеопотока с помощью алгоритма растущего нейронного газа и признакового описания на основе гистограмм ориентированных градиентов, а также модификация алгоритма (GNG-FIS), отличающаяся использованием двухпроходного обучения с нечеткой перемаркировкой классов и построением тепловой карты.

**Практическая значимость.** Предложенные в работе алгоритмы могут быть использованы: для распознавания номерных знаков ТС при помощи алгоритмов глубоких НС; локализации тела человека при помощи нейро-нечеткой модели растущего нейронного газа, обучаемой с подкреплением; текстового описания происходящего на кадрах видеопотока; идентификации человека по лицу; обнаружения в видеофрагментах нештатных ситуаций. По результатам работы получено 4 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ: № 2016663283, № 2018610776, № 2019610487, № 2019610486. Работа выполнена при поддержке Минобрнауки России научного проекта – госзадания в рамках проектной части № 2.1898.2017/ПЧ «Создание математического и алгоритмического обеспечения интеллектуальной информационно-телекоммуникационной системы безопасности вуза». Результаты диссертационной работы внедрены в ФГБОУ ВО «КНАГУ» для распознавания номерных знаков транспортных средств и идентификации человека по лицу.

**Апробация работы.** Результаты работы докладывались и получили одобрение: на второй международной конференции по новым данным и промышленности 4.0, Бельгия, г. Лювен, 2019;

научном семинаре «Современные модели нейронных сетей и их приложения», АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», г. Санкт-Петербург, 11.04.2019; международном симпозиуме «INTELS' 2016», г. Москва, 2016 и «INTELS' 2018», г. Санкт-Петербург, 2018; международной мультидисциплинарной конференции по промышленному инжинирингу и современным технологиям «Far East Con-2018», г. Владивосток, 2018; международной Второй Российско-Тихоокеанской конференции по компьютерным технологиям и приложениям (RPC 2017), г. Владивосток, 2017; молодежной инновационной конференции в рамках весенней школы Открытого университета Сколково – 2017, г. Владивосток, 2017; ежегодной научно-технической конференции студентов и аспирантов ФГБОУ ВО «КнАГУ», г. Комсомольск-на-Амуре (2016 – 2018); региональном конкурсе «УМНИК-2016», победитель программы по теме «Разработка интеллектуального сервиса семантического анализа видео», Госконтракт № 11538р/2100, г. Хабаровск, 2016.

#### **Основные положения, выносимые на защиту:**

1. Математическая модель интеллектуальной СКУД на основе кибернетического подхода для задач доступа транспортных средств на территорию организации и физических лиц в помещении повышенной опасности.
2. Вычислительный метод распознавания образов в непрерывном видеопотоке с использованием глубоких НС.
3. Алгоритмы на основе композиции традиционных методов обработки изображений и глубоких НС для интеллектуальной СКУД, реализованные в соответствии с шагами вычислительного метода.
4. Алгоритм локализации человека в кадре видеопотока с помощью растущего нейронного газа, нечеткого вывода и признакового описания на основе гистограмм ориентированных градиентов и его модификация, отличающаяся использованием двухпроходного обучения с нечеткой перемаркировкой классов и построением тепловой карты.
5. Программные комплексы для интеллектуальной СКУД.

**Достоверность полученных результатов** научных положений, выводов, изложенных в диссертации, подтверждается результатами экспериментов с применением общепризнанных метрик оценки классификаторов в оптическом распознавании образов, а также использованием информационных данных для натуральных экспериментов, полученных из открытых источников и путем экспериментов в ФГБОУ ВО «КнАГУ».

**Публикации.** Основные результаты работы изложены в 12 печатных работах: в изданиях, входящих в перечень ВАК, – 3, одна из которых индексируется в базах Web of Science и Scopus с квартилем 2; в изданиях, индексируемых в базах Scopus и Web of Science, – 5; свидетельства о регистрации программы для ЭВМ – 4.

**Структура и объем диссертационной работы.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка сокращений и условных обозначений, списка литературы из 131 наименования, приложения. Полный объем составляет 154 страницы, 47 рисунков, 23 таблицы.

### **ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Во введении** дано обоснование актуальности и характеристика работы, сформулированы цель и задачи, указаны методы исследования, представлены основные положения, показана научная новизна и практическая значимость, описана структура работы.

**В первой главе** приведено описание построения СКУД физических и технических объектов. Рассмотрены технические средства для получения признаков объектов в СКУД. Проведен критический анализ СКУД. Основной недостаток предлагаемых ранее систем в том, что они не позволяют учитывать наличия нештатных ситуаций и вырабатывать управляющие воздействия.

Разработана математическая модель интеллектуальной СКУД, учитывающая описание штатных и нештатных ситуаций в которой контрольно-пропускной пункт (КПП) СКУД состоит из устройства управления (УУ), управляемого преграждающего устройства (УПУ), камеры наблюдения и устройств внешней подсветки (УВП). При появлении на КПП объекта доступа необходимо разрешить или запретить ему доступ на охраняемую территорию с учетом воздействия внешней среды (ВС) и записать событие в базу данных (БД).

Математическая формулировка задачи контроля и управления доступом выглядит следующим образом. Пусть имеются вектор состояний СКУД  $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_{\text{ОД}}^T, \mathbf{x}_{\text{КН}}^T, x_{\text{УПУ}}, x_{\text{УВП}}, \mathbf{x}_{\text{ВС}}^T)^T$ , где  $\mathbf{x}_{\text{ОД}}^T$  – вектор состояний объекта доступа;  $\mathbf{x}_{\text{КН}}^T$  – вектор состояний камеры наблюдения;  $x_{\text{УПУ}}$  – состояние УПУ;  $x_{\text{УВП}}$  – состояние УВП;  $\mathbf{x}_{\text{ВС}}^T$  – вектор состояний ВС, и вектор выходных сигналов для СКУД  $\mathbf{y} = (\mathbf{y}_{\text{ОД}}^T, y_{\text{НВ}}, y_{\text{УПУ}}, y_{\text{УВП}}, \mathbf{y}_{\text{ВС}}^T)^T$ , где  $\mathbf{y}_{\text{ОД}}^T$  – сигнал с камеры наблюдения (КН), причем  $\mathbf{y}_{\text{ОД}}^T = \mathbf{I}_t$ ;  $y_{\text{НВ}}$  – наличие кадра  $\mathbf{I}_t = \mathbf{V}(t)$  с КН видеопотока  $\mathbf{V}$ , представленного многомерным массивом;  $y_{\text{УПУ}}$  – сигнал с УПУ;  $y_{\text{УВП}}$  – сигнал с УВП;  $\mathbf{y}_{\text{ВС}}^T$  – вектор сигналов с датчиков, фиксирующих состояние ВС. Необходимо по результатам наблюдений  $\mathbf{y}$  состояний объекта доступа (ОД)  $\mathbf{x}$  выработать оценки состояний  $\tilde{\mathbf{x}}$  и необходимые управляющие воздействия  $\mathbf{u}$  на объект управления:  $\mathbf{u} = (u_{\text{УПУ}}, u_{\text{УВП}}, u_{\text{БД}})^T$ , где  $u_{\text{УПУ}}$  – сигнал на открытие или закрытие УПУ;  $u_{\text{УВП}}$  – сигнал на УВП;  $u_{\text{БД}}$  – сигнал на запись события в БД. Каждый из элементов принадлежит соответствующему множеству: состояний  $\mathbf{x} \in \mathbb{X}$ , их оценок  $\tilde{\mathbf{x}} \in \tilde{\mathbb{X}}$ , видеопотоков  $\mathbf{V} \in \mathbb{V}$ , выходных сигналов  $\mathbf{y} \in \mathbb{Y}$  и управлений  $\mathbf{u} \in \mathbb{U}$ .  $\mathbb{T}$  – множество моментов времени, тогда  $t \in \mathbb{T}$  – произвольный момент времени.

Функциональные зависимости на  $\mathbb{X}$ ,  $\mathbb{Y}$  и  $\mathbb{U}$  могут быть представлены в виде отображений «вход-состояние»  $\mathbf{F}_1: \mathbb{T} \times \mathbb{U} \rightarrow \mathbb{X}$  и «состояние-выход»  $\mathbf{F}_2: \mathbb{T} \times \mathbb{X} \rightarrow \mathbb{Y}$ , т.е.  $\mathbf{y}(t) = \mathbf{F}_2(\mathbf{F}_1(\mathbf{u}(t)))$ .

Таким образом, ставится задача определения по кадру видеопотока состояния системы, включающая наличие объекта доступа (НОД), тип объекта доступа (ТОД), наличие кодового признака (НКП), состояние качества кодового признака (СКП) и его значение (ЗКП) с использованием отображения  $\mathbf{F}_3: \mathbb{V} \rightarrow \tilde{\mathbb{X}}$ . Тогда отображение  $\mathbf{F}_3$ , реализующее функцию нелинейного фильтра можно представить в виде  $\mathbf{F}_3: \mathbf{I}_t \rightarrow \beta_k$  где  $\beta_k$  – метка класса,  $k = \overline{1, c}$ ,  $c$  – количество классов и представляет собой задачу распознавания образов. Для решения задачи выполним декомпозицию отображения  $\mathbf{F}_3 = \mathbf{F}_4(\mathbf{I}_t), \mathbf{F}_5(\mathbf{I}_t), \mathbf{F}_6(\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}^T)$ .

Необходимо обнаружить образы на изображении  $\mathbf{F}_4(\mathbf{I}_t) = \tilde{x}_{\text{НОД}}$ , где  $\tilde{x}_{\text{НОД}}$  – наличие объекта доступа, получить свойства  $\mathbf{F}_5(\mathbf{I}_t) = (\mathbf{d}_1(\mathbf{I}_t), \mathbf{d}_2(\mathbf{I}_t), \mathbf{d}_3(\mathbf{I}_t), \mathbf{d}_4(\mathbf{I}_t)) = (\tilde{x}_{\text{ТОД}}, \tilde{x}_{\text{НКП}}, \tilde{x}_{\text{СКП}}, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}^T)$ , где  $\tilde{x}_{\text{ТОД}}$  – тип объекта доступа;  $\tilde{x}_{\text{НКП}}$  – наличие кодового признака;  $\tilde{x}_{\text{СКП}}$  – состояние кодового признака;  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}^T$  – значение кодового признака. Отображение  $\mathbf{F}_5(\mathbf{I}_t)$  есть ничто иное, как определение значений элементов и является набором  $N_f$  функций и нейросетевых и классических алгоритмов компьютерного зрения  $\mathbf{d}_i$ ,  $i = \overline{1, N_f}$ . Тогда оценка состояния ОД представляется в виде вектора  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ОД}} = (\tilde{x}_{\text{НОД}}, \tilde{x}_{\text{ТОД}}, \tilde{x}_{\text{НКП}}, \tilde{x}_{\text{СКП}}, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}^T)^T$ . Отнесение значений кодового признака к метке класса  $\mathbf{F}_6(\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}^T) = \beta_k$  в соответствии с заданным критерием  $P(\tilde{\mathbf{x}})$ , минимизирующим вероятность ошибки классификации.

По параметрам  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ОД}}$  элемент сравнения (ЭС) проверяет вхождение ОД в базу разрешенных  $\mathbf{D}^{\text{allow}}$  из задающего устройства (ЗУ) и определяет штатную или нештатную ситуацию в соответствии с выражением  $s = \mathbf{F}_7(\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ОД}}) = \begin{cases} 1, & \text{если } \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ОД}} \in \mathbf{D}^{\text{allow}} \\ 0, & \text{если } \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ОД}} \notin \mathbf{D}^{\text{allow}} \end{cases}$ , где  $s$  – штатная или нештатная ситуация.

В  $\mathbf{D}^{\text{allow}}$  приведено описание различных комбинации ситуаций с участием ОД, которыми могут быть: драка, дорожное происшествие, угроза огнестрельным оружием и т.д.

Наличие отклонения одного из параметров состояния ОД от заложенных в  $\mathbf{D}^{\text{allow}}$  возможных значений для каждого ОД переводит систему в режим нештатной ситуации.

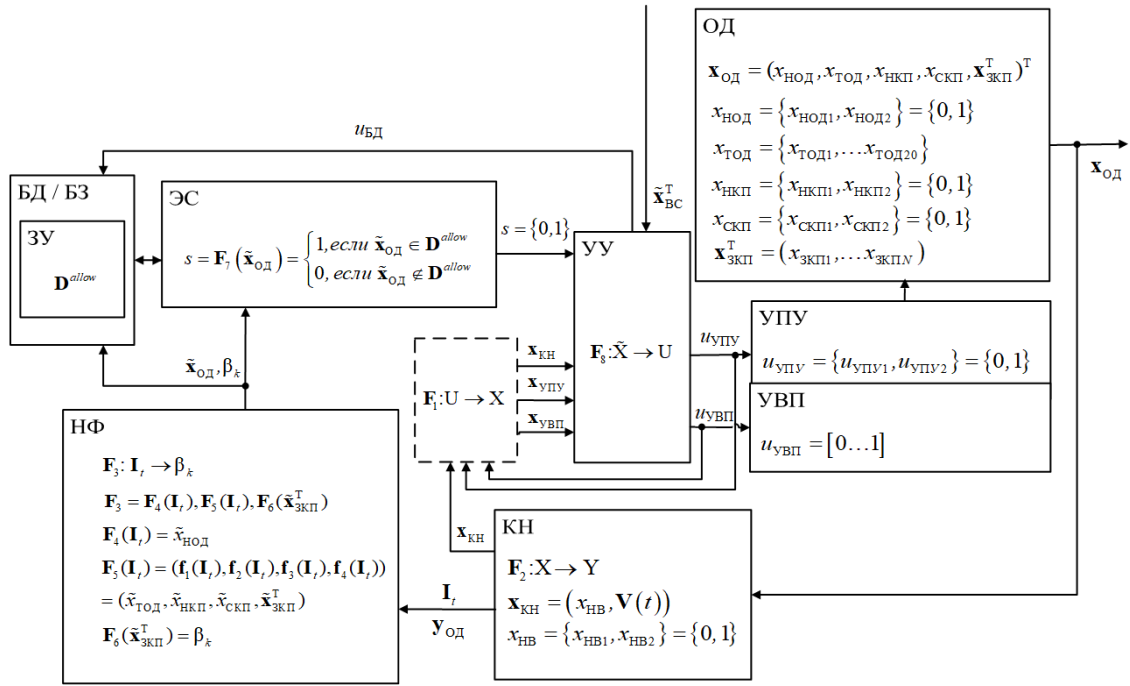


Рисунок 1 – Математическая модель СКУД

Посредством дополнительных идентификационных признаков объекта, в том числе RFID-меток производится адаптация системы с учетом внешних условий для повышения достоверности оценки ситуации. На рисунке 1 представлена математическая модель СКУД.

Воздействия  $\mathbf{u}$  на устройства управления УВП и УПУ описываются отображением  $F_8: \tilde{X} \rightarrow U$  и могут быть представлены набором правил базы знаний (БЗ). Например, если значение кодового признака объекта доступа есть в БД, то необходимо его пропустить и внести запись в БД: *если*  $\tilde{x}_{од}^T \in D^{allow}$ , *то*  $\mathbf{u} = (1, u_{увп}, u_{уд})^T$ .

Реализация функции  $F_3$  есть решение задачи локализации и классификации ОД. Для решения данных задач предлагается использовать подходы в рамках систем (СКЗ).

Выделенные признаки записываются в состояние системы ОД  $\tilde{\mathbf{x}}_{од} = (\tilde{x}_{нод}, \tilde{x}_{тод}, \tilde{x}_{нкп}, \tilde{x}_{скп}, \tilde{\mathbf{x}}_{зкп}^T)^T$ , по которому определяется штатная или нештатная ситуация в элементе сравнения, реализованном в виде нечеткой экспертной системы.

Рассмотрены существующие подходы к построению классификаторов в системах компьютерного зрения. Одной из заметных тенденций является использование глубоких нейронных сетей при решении задач распознавания образов. Построение классификатора при помощи глубокого обучения заключается в комбинировании слоев. Используемыми слоями являются:

1) Слой выравнивания:  $\mathbf{h}_{flat}^l = \text{vec}(\mathbf{h}^{l-1})$ , где  $\mathbf{h}_{flat}^l$  – выход слоя векторизации  $l$ ;  $\text{vec}$  – операция векторизации.

2) Слой нормализации:  $\mathbf{h}_{bn}^l = a_{bn} \left( \left( \mathbf{h}^{l-1} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{h}^{l-1} \right) / \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left( \mathbf{h}^{l-1} - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{h}^{l-1} \right)^2} + e \right) + b_{bn}$ , где

$\mathbf{h}^{l-1}$  – выход предыдущего слоя;  $a_{bn}$  – коэффициент масштабирования;  $m$  – количество примеров, обработанных предыдущим слоем;  $b_{bn}$  – коэффициент сдвига.

3) Слой подвыборки:  $\mathbf{h}_{pool}^l = \sigma(a_{pool} \cdot s^{MaxPool}(\mathbf{h}^{l-1}) + b_{pool})$ , где  $\mathbf{h}_{pool}^l$  – выход слоя  $l$ ;  $\sigma$  – функция активации;  $a_{pool}, b_{pool}$  – коэффициенты;  $s^{MaxPool}$  – операция выборки, в данном случае локальных максимальных значений (англ. max pooling).

4) Слой полносвязанной нейронной сети:  $\mathbf{h}_{conv_j}^l = \sigma \left( \sum_i \mathbf{h}_i^{l-1} \cdot \mathbf{W}_{ij}^{l-1} + b_{conv_j}^{l-1} \right)$ ,  $j = \overline{1, K}$ ,  $i = \overline{1, L}$ ,

где  $h_i^{l-1}$  – выходной сигнал нейрона предыдущего слоя размером  $L \times 1$ ;  $\sigma$  – функция активации;  $\mathbf{W}$  – матрица весовых коэффициентов размером  $i \times j$ ;  $b_{conv_j}$  – коэффициент сдвига.

5) Слой свертки:  $\mathbf{h}_{conv}^l = \sigma \left( \mathbf{h}^{l-1} \cdot \mathbf{K} + b_{conv} \right)$ , где  $\mathbf{h}_{conv}^l$  – выход слоя свертки  $l$ ;  $\sigma$  – функция активации;  $\mathbf{K}$  – ядро свертки;  $b_{conv}$  – коэффициент сдвига.

Приведены нерешенные задачи систем распознавания образов. При всем разнообразии различных подходов для распознавания образов не существует универсального вычислительного метода, отражающего все этапы решения задачи.

**Во второй главе** приведена математическая формулировка задачи обнаружения и классификации объектов. Пусть имеются: множество образов  $\omega \in \Omega$ , заданных признаками  $x_i$ ,  $i = \overline{1, n}$ , совокупность которых для образа  $\omega$  представлена векторными описаниями  $\Phi(\omega) = (x_1(\omega), x_2(\omega), \dots, x_n(\omega)) = \mathbf{x}_{од}$ ; множество классов  $\mathbb{B} = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k, \dots, \beta_c\}$ , где  $c$  – количество классов. Априорная информация представлена обучающим множеством (датасетом)  $\mathbb{D} = \{(\mathbf{x}_{од}^j, \beta^j)\}$ ,  $j = \overline{1, L}$ , заданным таблицей, каждая строка  $j$  которой содержит векторное описание образа  $\Phi(\omega)$  и метку класса  $\beta_k$ ,  $k = \overline{1, c}$ . Заметим, что обучающее множество характеризует неизвестное отображение  $\mathbf{F}: \Omega \rightarrow \mathbb{B}$ .

Требуется по имеющимся кадрам  $\mathbf{I}_t$  непрерывного видеопотока  $\mathbf{V} = (\mathbf{I}_1, \dots, \mathbf{I}_t, \dots, \mathbf{I}_\tau)$  и априорной информации, заданной обучающим множеством  $\mathbb{D} = \{(\mathbf{x}_{од}^j, \beta^j)\}$ ,  $j = \overline{1, L}$  для глубокого обучения НС с учителем, решить задачу распознавания образов: обнаружить образы  $\omega$  в виде оценки признаков  $\tilde{\mathbf{x}}_{зкп}$  с помощью НС, реализующих отображение  $\mathbf{F}_4: \mathbf{I}_t \rightarrow \tilde{\mathbf{x}}_{ход}$ , и классифицировать их с использованием отображения  $\mathbf{F}_6(\tilde{\mathbf{x}}_{зкп}^T) = \beta_k$ ,  $k = \overline{1, c}$  в соответствии с заданным критерием  $P(\tilde{\mathbf{x}})$ , минимизирующим вероятность ошибки классификации.

Таким образом, необходимо найти функцию  $\mathbf{F}_3 = \mathbf{F}_4(\mathbf{I}_t), \mathbf{F}_5(\mathbf{I}_t), \mathbf{F}_6(\tilde{\mathbf{x}}_{зкп}^T)$ , при котором  $\mathbf{F}_5$  является набором функций и алгоритмов  $\mathbf{f}_i$ ,  $i = \overline{1, N_f}$ . Для решения задачи обнаружения и классификации объектов и ситуаций предлагается вычислительный метод распознавания образов, выполняющий отображение  $\mathbf{F}_3: \mathbf{I}_t \rightarrow \beta_k$ ,  $t = \overline{1, \tau}$ ,  $k = \overline{1, c}$  с его реализацией на основе композиции традиционных методов обработки изображений и глубоких НС:

1. Выделение из непрерывного видеопотока  $\mathbf{V} = (\mathbf{I}_1, \dots, \mathbf{I}_t, \dots, \mathbf{I}_\tau)$  кадра  $\mathbf{I}_t$  размером  $w^t \times h^t$ , где  $t$  – номер текущего кадра.

2. Поиск образов объектов на кадре  $\mathbf{f}_1: \mathbf{I}_t \rightarrow \mathbf{G}_t$ , где  $\mathbf{G}_t$  – массив элементов, содержащий параметры  $n$  объектов в кадре видеопотока. При наличии искомого объекта  $o$  выполняется переход к следующему этапу, в противном случае берется следующий кадр.

3. Выделение области интереса первого уровня  $\mathbf{R}^{(1)} = crop(\mathbf{I}_t, x^o, y^o, w^o, h^o)$ , где  $crop$  – операция вырезания из  $\mathbf{I}_t$  подматрицы по координатам  $(x^o - w^o/2, y^o - h^o/2)$ ,  $(x^o + w^o/2, y^o + h^o/2)$ ;  $x^o, y^o$  – координаты центра  $o$ -го объекта;  $w^o, h^o$  – его размеры.

4. Уточнение области интереса для детализации информации об образе  $\mathbf{f}_2: (\mathbf{R}^{(1)}, t) \rightarrow \mathbf{R}^{(2)}$ .

5. Выполнение предобработки области интереса  $\mathbf{R}^{(2*)} = \mathbf{f}_3(\mathbf{R}^{(2)}, \mathbf{M}, \mathbf{g})$ , где  $\mathbf{M}$  – матрица геометрических линейных и аффинных преобразований  $\mathbf{R}^{(2)}$ ,  $\mathbf{g}$  – набор матричных функций и их параметров для яркостных и контрастных преобразований  $\mathbf{R}^{(2)}$ .



6. Выделение информативных признаков  $\mathbf{R}^{(2*)}$  путем их извлечения из заданного слоя предобученной сверточной НС:  $\Phi^{CNN}: \mathbf{R}^{(2*)} \rightarrow \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}$ , где  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}$  – область интереса, переведенная в признаковое пространство сверточной НС.

7. Отнесение вектора признаков к одному из классов  $\mathbf{f}_4: \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}} \rightarrow \mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}}$ , где  $\mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}}$  – вектор размером  $c \times 1$ , содержащий вероятности классификации;  $c$  – количество классов. Для усиления классификации используются предложенные нами алгоритмы подкрепления на базе нечеткой логики. С учетом особенности предметной области нами вводятся нечеткие функции доверия, зависящие от нескольких кадров и размеров объекта.

8. Критерий классификации определяется как  $J(\mathbf{f}_4) = \max \mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}}$ . Если  $J(\mathbf{f}_4) \geq \varepsilon$ , где  $\varepsilon$  – заданный порог, то  $\beta_k = \arg \max_{k \in 1..c} (\mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}_k})$ , в противном случае классификация считается ошибочной.

Характеристика точности метода складывается из характеристик используемых алгоритмов и вычисляется с использованием таких традиционных метрик, как: Точность  $M^{Pr}$ , полнота  $M^{Rec}$ , общая точность  $M^{AC}$ ,  $F$ -мера  $M^F$ , доля истинно-положительных срабатываний  $M^{TPR}$ , доля ложно-положительных срабатываний  $M^{FPR}$  и площадь под кривой ошибок  $M^{AUC}$ .

Для оценки быстродействия, в экспериментальных оценках, нами использовались следующие типы центрального (ЦПУ) и графического (ГПУ) процессорных устройств: **1** – ЦПУ i3-7100 ГПУ GeForce 1030, **2** – ЦПУ i5-7400 ГПУ GeForce 1050, **3** – ЦПУ i5-4690 ГПУ GeForce 1050Ti, **4** – ЦПУ i7-5820K ГПУ GeForce 1080Ti.

Для выделения вектора информативных признаков и его отнесения к одному из классов нештатной ситуации нами были адаптированы и разработаны архитектуры глубоких искусственных НС.

Применительно к задаче **распознавания НЗ** в качестве признакового пространства предлагается использовать признаки, полученные модифицированной архитектурой глубокой НС MobileNet. Для распознавания символов НЗ  $\mathbf{f}_4^{number}$  предлагается адаптировать базовую архитектуру следующим образом: 1) понизить размерность входного слоя до  $50 \times 50$  для соответствия входной матрице изображения  $\mathbf{R}^{(2*)}$ ; 2) удалить 2 последних слоя. 3) добавить 4 новых слоя.

Для решения задачи классификации – определения  $\beta_c \in \mathbb{B}$ ,  $c = 23$  к модифицированной НС добавляется последний полносвязный слой из 23 нейронов и функцией активации  $\sigma^{softmax}$ . Архитектура искусственной НС представлена на рисунке 2.

Применительно к задаче **распознавания лица человека** в качестве признакового пространства предлагается использовать признаки, полученные из адаптированной и переобученной нами архитектуры глубокой НС MobileNet v2 без двух последних слоев. НС была переобучена на выборке CASIA-WebFace.

Множество классов  $\mathbb{B} = \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k, \dots, \beta_c\}$  представляет собой множество лиц людей. Причем лица в базе эталонов могут добавляться или удаляться, поэтому должна существовать возможность изменения количества классов во время работы системы. Известные нейросетевые многоклассовые классификаторы этого сделать не позволяют.

Поэтому предлагается решать задачу последовательным сопоставлением образа  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}$  с элементом из базы эталонов людей, представленных в признаковом пространстве  $\mathbf{B} = (\tilde{\mathbf{b}}_1, \tilde{\mathbf{b}}_2, \dots, \tilde{\mathbf{b}}_k, \dots, \tilde{\mathbf{b}}_c)$ . Результаты каждого сопоставления записываются в вектор  $\mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}}$ .

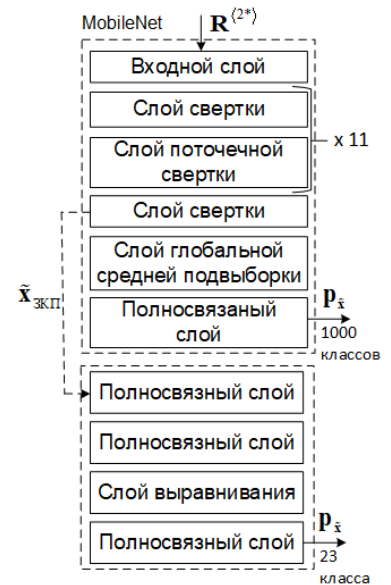


Рисунок 2 – Архитектура глубокой НС для распознавания НЗ

Для сравнения лиц предлагается использовать дуальный подход в архитектуре глубокой НС  $\mathbf{f}_4^{face}$ , который в отличие от классической сиамской сети позволил использовать большее количество признаков. Архитектура НС представлена на рисунке 3. В архитектуре НС предусмотрено 2 входа. В качестве выхода НС используется полносвязный слой с 1 нейроном и функцией активации  $\sigma^{Sigmoid}$ . В результате предлагаемой архитектуры глубокой НС получаем вектор  $\mathbf{p}_{\tilde{x}}$  для каждого примера.

Применительно к задаче **классификации ситуаций в непрерывном видеопотоке** для кодирования видеофрагмента длительностью  $i$  кадров необходимо выполнить последовательное кодирование каждого кадра видеофрагмента и дальнейшее их «склеивание».

В качестве признакового пространства предлагается использовать признаки, полученные из предобученной сверточной НС Inception v3 на обучающей выборке ImageNet.

С учетом специфики задачи нам требуется самый глубокий уровень карты признаков, т.е. предлагается получать оценку каждого кадра из последнего слоя подвыборки с операцией GlobalAveragePooling.

На вход НС последовательно подаются предобработанные матрицы-кадры из области  $\mathbf{R}_k^{(2*)}$ , начиная с  $\mathbf{R}_k^{(2*)}$ . Тогда оценка предобработанного кадра с номером  $t$  записывается как его оценка  $\tilde{\mathbf{x}}_{зкп}$ . Признаковое описание видеофрагмента получается конкатенацией

оценок всех кадров  $\tilde{\mathbf{x}}_{зкп} = \text{concat}(\tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t}, \tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t+1}, \tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t+2}, \dots, \tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t+i-1}) = [\tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t}, \tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t+1}, \tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t+2}, \dots, \tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t+i-1}]$  и представляет собой матрицу размером  $690 \times 2048$ , каждый столбец которой является оценкой соответствующего кадра этого видеофрагмента.

Для формирования множества классов  $\mathbb{B}$  нами за основу был взят датасет UCF Crime. Обучающее множество было изменено следующим образом: видеофрагменты были порезаны на части по 30 с окном сканирования с шагом в 10 с; каждый получившийся видеофрагмент был проверен и вручную отнесен к одному из 5 классов множества  $\mathbb{B}$ . В множестве  $\mathbb{B}$  содержатся следующие ситуации: 1 – нападение/драка, 2 – пожар/взрыв, 3 – огнестрельное оружие, 4 – дорожное происшествие, 5 – штатная ситуация.

В качестве классификатора  $\mathbf{f}_4$  нами разработана архитектура глубокой НС  $\mathbf{f}_4^{event}$ , построенная различными комбинациями слоев свертки и независимых рекуррентных слоев IndRNN с функцией активации  $\sigma^{ReLU}$ :  $\mathbf{h}_{IndRNN}^l = \sigma^{ReLU}(\mathbf{W} \cdot \mathbf{h}^{l-1} + \mathbf{U} \odot \mathbf{h}_{IndRNN}^{l-1} + \mathbf{b})$ , где  $\mathbf{h}_{IndRNN}^l$  – выходной вектор;  $\sigma^{ReLU}$  – функция активации ReLU;  $\mathbf{W}$ ,  $\mathbf{U}$  – матрицы весовых коэффициентов;  $\mathbf{h}^{l-1}$  – входной вектор;  $\odot$  – произведение Адамара;  $\mathbf{h}_{IndRNN}^{l-1}$  – выходной вектор предыдущего шага;  $\mathbf{b}$  – вектор смещения.

Архитектура НС состоит из двух частей с независимыми входами (рисунок 4). Результатом классификатора  $\mathbf{f}_4^{event}$  является получение вектора вероятностей  $\mathbf{p}_{\tilde{x}}$  размером  $5 \times 1$ .

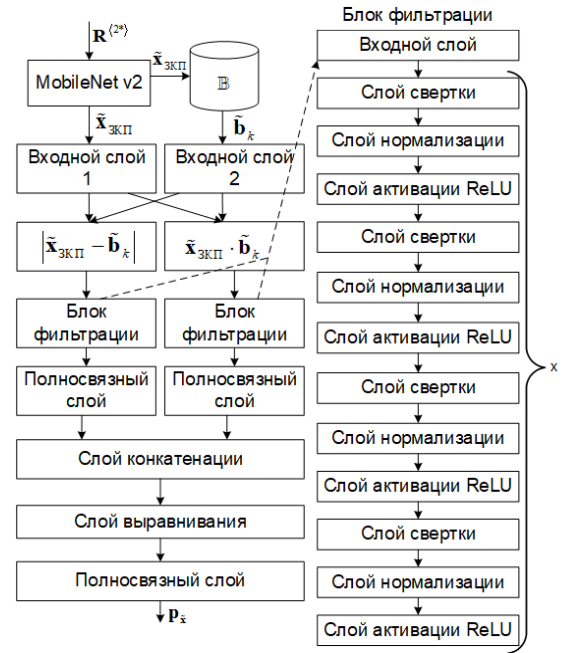


Рисунок 3 – Архитектура глубокой НС для распознавания лиц

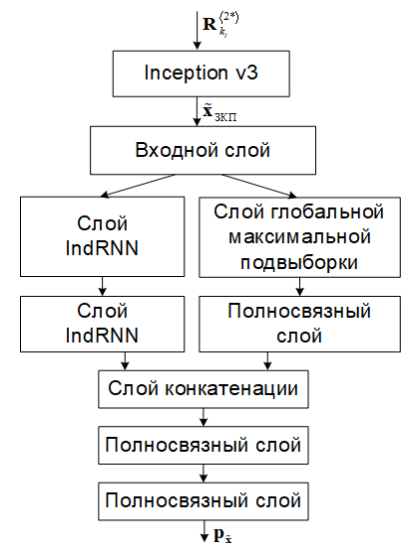


Рисунок 4 – Архитектура глубокой НС для классификации видеофрагментов

Для подкрепления полученной оценки классификации ситуаций в непрерывном видеопотоке предлагается извлекать ключевые слова из автоматической аннотации кадра, что позволит исключить ошибки классификации и распознавать нештатные ситуации, не учтенные ранее в системе.

Алгоритмом автоматического аннотирования кадра будет называться отображение  $\mathbf{f}^{agr}: \tilde{\mathbf{x}}_{зкп,t} \rightarrow \mathbf{S}$ , сопоставляющее вектор признаков кадра видеопотока вектору его текстового описания  $\mathbf{S} = (v_1, \dots, v_i, \dots, v_n)$ , где  $n$  – количество слов в предложении, а  $v_i$  – слово с присвоенным уникальным индексом из словаря  $\mathbb{W}$ . В качестве  $\mathbf{f}^{agr}$  нами предлагается архитектура НС, представленная на рисунке 5. В отличие от используемых ранее архитектур, вместо слоя LSTM предлагается использование слоя IndRNN, что повысит скорость работы НС.

Для решения задач интеллектуальной СКУД разработаны алгоритмы на основе композиции традиционных методов обработки изображений и глубоких нейронных сетей.

Особенности этапов вычислительного метода применительно к **распознаванию НЗ ТС**:

2. В качестве алгоритма поиска объекта предлагается использовать предобученную глубокую НС YOLO, способную определять местоположение и различать между собой 20 типов объектов на изображении. Тогда  $\mathbf{f}_1^{yolo}: \mathbf{I}_t \rightarrow \mathbf{G}$ . В результате мы получаем массив  $\mathbf{G}_t$ , содержащий детектированные объекты, их координаты и метки классов.

4. В качестве алгоритма локализации НЗ используется классический алгоритм Виолы-Джонса. Тогда  $\mathbf{f}_2^{haar}: \mathbf{R}^{(1)} \rightarrow \mathbf{R}^{(2)}$ .

5. Результатом работы предыдущего этапа является матрица  $\mathbf{R}^{(2)}$ , которая переводится в полутоновое изображение НЗ  ${}^s \mathbf{R}^{(2)}$ . После выделения необходимо выполнить предобработку, которая производится в несколько этапов:

1)  ${}^s \mathbf{R}^{(2)}$  переводится в черно-белое представление с заданным порогом  $th$ .  
 2) Выполняются последовательные повороты изображения  ${}^{bw} \mathbf{R}^{(2)}$  вокруг центра на произвольный угол  $\theta = -10 \dots 10^\circ$  с шагом  $0,1^\circ$ . Результатом будет  ${}^{r0} \mathbf{R}^{(2)}$ .

3) Для каждого изображения  ${}^{r0} \mathbf{R}_{i,j}^{(2)}$  необходимо вычислить нижнюю границу НЗ и найти угол  $\theta^*$ , при котором она будет минимальной.

4) Изображение  ${}^s \mathbf{R}^{(2)}$  поворачивается на угол  $\theta^*$  и обрезаются все строки и столбцы, для которых выполняются условия  $\sum_{j=0}^w {}^s \mathbf{R}_{i,j}^{(2)} = 0$  и  $\sum_{i=0}^h {}^s \mathbf{R}_{i,j}^{(2)} = 0$ .

5) К изображению  ${}^s \mathbf{R}^{(2)}$  применяется метод контрастно-ограниченного адаптивного выравнивания гистограммы.

Необходимо выполнить повтор этапов вычислительного метода 4 и 5 для выделения символов НЗ алгоритмом поиска максимально устойчивых областей экстремума с последующей бинаризацией области интереса.

6. В качестве признакового пространства предлагается использовать признаки, полученные модифицированной архитектурой глубокой НС MobileNet, представленной на рисунке 2.

7. Для решения задачи классификации – определения  $\beta_c \in \mathbb{B}$ ,  $c = 23$  используется последний полносвязный слой из 23 нейронов и функцией активации  $\sigma^{softmax}$ . Для повышения точности

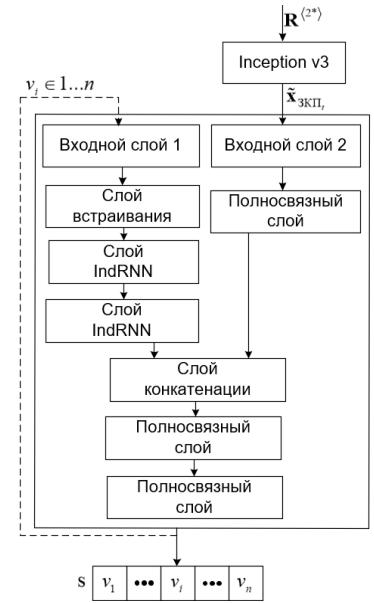


Рисунок 5 – Архитектура глубокой НС для аннотирования событий

распознавания каждая оценка классификатора умножается на коэффициент доверия. Расчет коэффициента выполняется  $s$ -образной функцией принадлежности  $\mu(y^{\tilde{x}})$  от координат центра НЗ.

8. В данной задаче  $\varepsilon = 0,95$ .

Тогда класс, к которому относится распознаваемый символ НЗ, рассчитывается так:

$$\beta_k = \operatorname{argmax}_{k \in 1..c} \mathbf{p}_{\tilde{x}_k} = \left( \sum_t^{4 \leq t \leq 60} \mu(y^{I_t}) \cdot \mathbf{p}_{\tilde{x}} \right), \text{ где } \mathbf{p}_{\tilde{x}_k} - \text{суммарный результат по позиции } k = \overline{1, c}; t - \text{номер}$$

кадра, причем учитывается не менее 4 и не более 60 кадров;  $\mathbf{p}_{\tilde{x}}$  – вектор  $23 \times 1$ , содержащий вероятность отнесения области  $\tilde{x}_{\text{ЗКП}}$  к одному из возможных классов на кадре.

С камеры наблюдения, установленной на въезде на территорию ФГБОУ ВО «КНАГУ» (Рисунок 6), нами была собрана и промаркирована тестирующая выборка, состоящая из 2453 видеофрагментов, на которых содержатся или отсутствуют ТС. Результаты расчетов работы метода следующие:  $M^{Pr} = 1$ ,  $M^{Rec} = 0,919$ ,  $M^{AC} = 0,9682$ ,  $M^F = 0,95779$ ,  $M^{TPR} = 0,95779$ ,  $M^{FPR} = 0$ ,  $M^{AUC} = 0,9595$ . Время обработки 1 кадра,  $s$  для различных конфигураций составила: 1 – 0,472, 2 – 0,1779, 3 – 0,16, 4 – 0,09375. Результирующая точность и полнота классификаторов составили  $M_c^{Pr} = 0,998$ ,  $M_c^{Rec} = 0,998$ . Время обработки одного кадра, содержащего НЗ ТС, – от 0,03 до 0,093 с, что позволяет применять предложенный метод в СКУД в режиме ПВ.

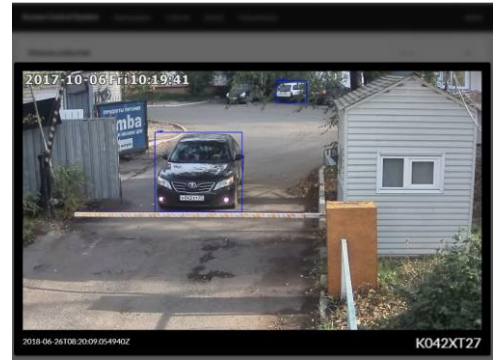


Рисунок 6 – Пример распознавания НЗ ТС

Особенности этапов вычислительного метода применительно к **распознаванию лиц**:

2. В качестве алгоритма поиска объекта предлагается использовать предобученную глубокую НС YOLO, тогда  $\mathbf{f}_1^{yolo} : \mathbf{I}_t \rightarrow \mathbf{G}_t$ . Если  $\tilde{\delta} = \{4\}$ , т.е. детектирован «человек», то выполняется переход к следующему этапу, в противном случае выполняется получение следующего кадра.

4. В качестве алгоритма локализации может быть использован алгоритм Виолы-Джонса или SSD MultiBox. Результатом работы алгоритма является матрица  $\mathbf{R}^{(2)}$ , содержащая изображение лица человека.

5. Предобработка производится в несколько этапов:

1) Выполняется поиск «точек ориентира» лица при помощи алгоритма FaceLandmark. Результатом работы является вектор  $\mathbf{I} = ((x_1, y_1), \dots, (x_{68}, y_{68}))$ , содержащий координаты искоемых точек относительно  $\mathbf{R}^{(2)}$ .

2) Выполняется поиск центров обоих глаз  $x^{Ceye}$ ,  $y^{Ceye}$  – средней точки между ними.

3) Вычисляется угол наклона головы  $\theta$  по горизонтали и коэффициент масштаба  $k$ .

4) Выполняется поворот вокруг точки  $(x^{Ceye}, y^{Ceye})$  и масштабирование.

6. В качестве признакового пространства предлагается использовать признаки, полученные из адаптированной и переобученной нами архитектуры глубокой НС MobileNet v2 без двух последних слоев.

7. Для сравнения лиц предлагается использовать архитектуру НС  $\mathbf{f}_4^{face}$ , представленную на рисунке 3. Однако при большом количестве классов данная задача становится вычислительно сложной. Нами предлагается решать задачу в два этапа:

1) Разделить множество классов  $\mathbb{B}$  размером  $c$  на  $u = \frac{c}{d}$  кластеров, где  $d$  – количество элементов в кластере. В качестве алгоритма кластеризации предлагается использовать метод  $k$ -средних, который разделяет набор  $\mathbf{B}$  на  $u$  кластеров  $\mathbf{B}_v$ , где  $v = \overline{1, u}$ .

2) Выполнить сравнение  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{зкп}}$  с каждым центром кластеров  $\beta_v$ . После чего выполнить сравнение  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{зкп}}$  со всеми элементами максимально похожего кластера.

В результате работы предлагаемой архитектуры глубокой НС получаем вектор  $\mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}}$  для каждого примера из максимально похожего кластера  $\mathbf{B}_v$ .

8. В задаче распознавания лица  $\varepsilon = 0,99$ .

Для тестирования предложенной архитектуры глубокой НС использовались 874 примера из общедоступного набора данных для тестирования LFW, в которых была правильно выполнена локализация лица. Результаты оценки имеют следующие показатели:  $M^{Pr} = 0,98$ ,  $M^{Rec} = 0,87$ ,  $M^{AC} = 0,93$ ,  $M^F = 0,92$ ,  $M^{TPR} = 0,87$ ,  $M^{FPR} = 0,98$ ,  $M^{AUC} = 0,93$ .

Для тестирования предложенного метода в холле университета была установлена камера наблюдения, а также использовался набор снятых видеороликов (Рисунок 7). В качестве базы эталонов использовались 566 фотографий лиц различных сотрудников. Оценивание быстродействия вычислительного метода определялось по времени обработки 1 кадра из видеопотока при различных конфигурациях ПК. Время обработки 1 кадра, с для различных конфигураций составила: **1** – 0,14, **2** – 0,09, **3** – 0,08, **4** – 0,05.



Рисунок 7 – Пример работы алгоритма распознавания лица

Для реализации 2-го шага вычислительного метода применительно к физическим объектам при отсутствии графического вычислительного устройства предлагается алгоритм на основе растущего нейронного газа (GNG) и нечеткого вывода (FIS) для локализации тела человека.

Для локализации тела человека используется изображение в цветовом пространстве HSV. После обработки изображения  $^{HSV} \mathbf{I}_t$  необходимо выполнить поиск объекта при помощи сканирующего окна. В качестве признакового пространства нами используется метод НОГ. Результатом перевода в пространство НОГ становится вектор признаков  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{зкп}}$ .

Результатом обучения растущего нейронного газа является разбиение обучающего множества на  $K_l \geq 2$  классов,  $K_l \in \mathbb{B}^K(1, \dots, l)$ , где  $\mathbb{B}^K$  – множество кластеров. При получении на вход GNG нового признакового описания  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{зкп}}$  алгоритм будет относить его к одному из известных классов. Для перехода к задаче бинарной классификации, нами предлагается использование заранее размеченного и разбитого на два класса обучающего множества. После обучения классификатора  $\mathbf{f}^{GNG}$  необходимо выполнить маркировку полученных классов на позитивные и негативные. Первый этап маркировки выглядит следующим образом:

1. Необходимо создать массив объектов  $\mathbf{z}_l \in \mathbf{Z}$  размером, равным количеству классов  $K_l$ . Каждый объект  $\mathbf{z}_l = [z_{pos}, z_{neg}]$  содержит параметры, характеризующие состав кластера (класса):  $z_{pos}$  – количество позитивных образов;  $z_{neg}$  – количество негативных образов.

2. Необходимо классифицировать объект из обучающего множества  $\mathbb{D}^{train}$  с помощью обученной сети GNG.

- необходимо выбрать объект  $\mathbf{z}_l$ . Используя заранее установленную маркировку из  $\mathbb{D}^{train}$ , требуется увеличить один из параметров  $\mathbf{z}_l$  следующим образом: если образ негативный – увеличиваем значение  $z_{neg}$  на 1; если образ позитивный – увеличиваем значение  $z_{pos}$  на 1;

- после завершения первого этапа маркировки следующие классы маркируются как негативные, если: количество  $z_{neg}$  больше, чем  $z_{pos}$  ( $z_{neg} > z_{pos}$ ); количество  $z_{neg}$  и  $z_{pos}$  равно ( $z_{neg} = z_{pos}$ ); количество  $z_{pos}$  равно 1 ( $z_{pos} = 1$ ).

На втором этапе для всех кластеров, удовлетворяющих условию  $0 < z_{neg} < z_{pos}$ , необходимо вычислить:  $H_l^{pos}$  – долю позитивных,  $H_l^{neg}$  – долю негативных,  $\bar{E}_l^{pos}$  – среднее евклидово расстояние для позитивных образов до центра кластера,  $\bar{E}_l^{neg}$  – среднее евклидово расстояние для негативных образов до центра кластера.

Алгоритм вывода Мамдани, состоящий из 16 правил. В качестве функции принадлежности используется симметричная гауссова кривая.

В результате работы алгоритма нечеткой маркировки «положительные» и «сомнительные» кластеры маркируются как позитивные, «отрицательные» как негативные. Результатом работы предложенного алгоритма GNG-FIS является  $\beta_j \in \mathbb{B}^{GNG} = \{+1; -1\}$ .

Для повышения качества работы алгоритма нами предлагается использование двухпроходного обучения с дополнительной перемаркировкой. В случае появления ошибок 1-го или 2-го рода классы должны быть перемаркированы по правилам:

1. На вход GNG подается изображение из подкрепляющего множества  $\mathbb{D}^{support}$ , на выходе будет получен номер класса  $l$ , к которому относится изображение.

2. Если объект из  $\mathbb{D}^{support}$  не содержит человека и евклидово расстояние от объекта до центра кластера «маленькое», а класс маркирован как положительный, то класс маркируется как негативный.

Так как работа алгоритма подразумевает использование «сканирующего окна» с настраиваемым шагом сканирования и изменяющимся масштабом при многократных итерациях, то возникает эффект перекрывающихся областей. Такой эффект позволяет построить «тепловые карты» (Рисунок 8).

Проверка алгоритма осуществлялась как на открытых контрольных наборах изображений, так и на реальной задаче охранного видеонаблюдения при сложных условиях.

Количество верных локализаций для GNG-FIS с применением двухпроходного обучения и построением тепловой карты составило 66, ложных 11, AUC 93,2%.

В **третьей главе** описывается применение вычислительного метода к задаче распознавания нештатных ситуаций в непрерывном видеопотоке.

Особенности этапов вычислительного метода, применительно к задаче **распознавания штатных и нештатных ситуаций** состоят из шагов:

2. В качестве алгоритма поиска объекта предлагается использовать предобученную глубокую НС на обучающем множестве для сегментации изображения, которую можно получить с использованием комбинации обучающих наборов MS COCO и Fismo, имеющую архитектуру как у модели НС SegNet. В результате мы получаем массив  $\mathbf{G}_t$ , содержащий детектированные объекты, их координаты и метки классов.

3. При обнаружения ситуаций областью интереса является изображение в целом, тогда  $x^o = i/2$ ,  $y^o = j/2$ ,  $w^o = i$ ,  $h^o = j$ , т.е.  $\mathbf{R}^{(1)} = \mathbf{I}_t$ .

4. Особенностью ситуаций является протяженность во времени, а значит, необходимо выполнить анализ последовательности кадров и обобщить полученную информацию за определенный временной интервал, тогда  $\mathbf{R}^{(2)} = \text{concat}(\mathbf{I}_t, \dots, \mathbf{I}_{t+i-1})$ , где  $\text{concat}$  – операция конкатенации нескольких подряд идущих кадров в многомерный массив;  $i$  – количество кадров. Данная задача решается последовательным прохождением по видеопотоку  $\mathbf{V}$  сканирующего окна размером  $i = 690$  кадров и шагом смещения  $d = 23$  кадра. Кадры, захваченные окном, формируют массив  $\mathbf{R}_k^{(2)}$ , где  $k$  – номер окна.



Рисунок 8 – Пример локализации человека

5. Выполнение предобработки области интереса  $\mathbf{R}^{(2*)} = \mathbf{f}_3(\mathbf{R}^{(2)}, \mathbf{M}, \mathbf{g})$ . Для снижения влияния негативных факторов внешней среды необходимо выполнить предобработку каждого кадра из  $\mathbf{R}_k^{(2)} = [\mathbf{I}_t, \mathbf{I}_{t+1}, \mathbf{I}_{t+2}, \dots, \mathbf{I}_{t+i-1}]$  при помощи алгоритма устранения помех, в том числе с использованием нечеткой логики, результатом которой будет предобработанная область интереса  $\mathbf{R}_k^{(2*)} = [\mathbf{R}_{k_t}^{(2*)}, \mathbf{R}_{k_{t+1}}^{(2*)}, \mathbf{R}_{k_{t+2}}^{(2*)}, \dots, \mathbf{R}_{k_{t+i-1}}^{(2*)}]$ .

6. Для кодирования видеофрагмента длительностью  $i$  кадров необходимо выполнить последовательное кодирование каждого кадра видеофрагмента и дальнейшее их «склеивание». В качестве признакового пространства предлагается использовать признаки, полученные из последнего слоя подвыборки с операцией GlobalAveragePooling предобученной сверточной НС Inception v3.

На вход НС последовательно подаются предобработанные матрицы-кадры из области  $\mathbf{R}_k^{(2*)}$ , начиная с  $\mathbf{R}_{k_t}^{(2*)}$ . Тогда оценка предобработанного кадра с номером  $t$  записывается как его оценка  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}$ . Признаковое описание видеофрагмента получается конкатенацией оценок всех кадров  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}} = \text{concat}(\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_t}, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{t+1}}, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{t+2}}, \dots, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{t+i-1}}) = [\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{:,t}}, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{:,t+1}}, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{:,t+2}}, \dots, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{:,t+i-1}}]$  и представляет собой матрицу размером  $690 \times 2048$ , каждый столбец которой является оценкой соответствующего кадра этого видеофрагмента.

7. В качестве классификатора  $\mathbf{f}_4$  нами используется разработанная архитектура глубокой НС  $\mathbf{f}_4^{\text{event}}$  (рисунок 4). Результатом классификатора  $\mathbf{f}_4^{\text{event}}$  является получение вектора вероятностей  $\mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}}$  размером  $5 \times 1$ . Для подкрепления полученной оценки классификации  $\mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}}$  предлагается извлекать ключевые слова из автоматического аннотирования кадра, что позволит исключить ошибки классификации и распознавать нештатные ситуации, не учтенные ранее в системе, тем самым усиливая или ослабляя полученную оценку.

Пусть имеется  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}$  оценка конечного видеофрагмента, заданная признаковым описанием. Произвольный столбец матрицы  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}$  представляет собой признаковое описание соответствующего кадра  $\mathbf{I}_t$ . В качестве  $\mathbf{f}^{\text{agr}}$  используется архитектура НС, представленная на рисунке 5. Для повышения точности аннотирования видеофрагмента предлагается извлекать 3 кадра  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{:,t}}, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{:, (t+1)/2}}, \tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}_{:, t+i}}$  из  $\tilde{\mathbf{x}}_{\text{ЗКП}}$ , выполнять аннотирование каждого из них по алгоритму  $\mathbf{f}^{\text{agr}}$  и формировать вектор  $\mathbf{S}_k$  из слов, встретившихся более одного раза. Для подкрепления классификации нештатных ситуаций нами использовалась таблица ключевых слов, сгруппированных вручную по первым 4 классам событий из  $\mathbb{B}$ .

Пусть  $\mathbb{S} = \{v_1, \dots, v_d\}$  – конечное множество ключевых слов размером  $d$ , причем  $\mathbb{S} \subseteq \mathbb{W}$ . Множество  $\mathbb{S}$  разбито на 4 части так, что  $\mathbb{S}_m \subset \mathbb{S}$ ,  $\mathbb{S}_m \neq \emptyset$  и возможно  $\mathbb{S}_m \cap \mathbb{S}_l$ , где  $m, l = \overline{1, 4}$ .

Результатом алгоритма аннотирования  $\mathbf{f}^{\text{agr}}$  является вектор  $\mathbf{S}_k = (v_1, \dots, v_j, \dots, v_r)$ , содержащий  $r$  ключевых слов из 3-х кадров. Для расчета качества алгоритма аннотирования  $\mathbf{f}^{\text{agr}}$  используется метрика BLEU (англ. bilingual evaluation understudy). Результаты расчетов точности алгоритма аннотирования составили 48%. Для того чтобы соотнести вектор  $\mathbf{S}_k$  к одному из классов, необходимо построить вектор подкрепления  $^* \mathbf{p}$  размером  $5 \times 1$ , состоящий из единиц. Тогда для каждого слова  $v_j$  выполняется правило: *если  $v_j \in \mathbf{S}_k$ , то  $^* \mathbf{p} = ^* \mathbf{p}_k + 0,1$* . После выполнения правила для слова  $r$  выполняется произведение Адамара над вектором подкрепления и вектором классификации  $\mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}} = \mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}} \odot ^* \mathbf{p}$ .

8. Критерий классификации определяется как  $J(\mathbf{f}_4) = \max \mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}}$ . Если  $J(\mathbf{f}_4) \geq \varepsilon$ , где  $\varepsilon = 0,7$ , то  $\beta_i = \arg \max_{i \in 1..c} (\mathbf{p}_{\tilde{\mathbf{x}}})$ , в противном случае классификация считается ошибочной.

Задача алгоритма  $f_4^{event}$  в действующей системе безопасности – оповещать и акцентировать внимание на нужной сцене многомониторного пульта для принятия решения оператором.

Так как результатом работы алгоритма классификации является вектор  $p_{\bar{x}}$ , содержащий вероятности классификации для каждого видефрагмента, то для работы в реальной системе нам необходимо выставить порог доверия, исключающий ложные срабатывания. Если  $\max p_{\bar{x}} \geq 0,7$ , то необходимо найти индекс максимального элемента  $i^* = \operatorname{argmax}_{i \in 1...5} (p_{\bar{x}_i})$ , в противном случае классификация считается ошибочной. Индекс  $i^*$  определяет номер класса ситуации из множества  $\mathbb{B}$ . С учетом порога доверия алгоритм  $f_4^{event}$  становится «жестче» к ложным срабатываниям, однако это приводит к понижению точности алгоритма.

Классификация ситуаций видеопотока возможна как в стационарной системе видеонаблюдения, так и с использованием беспилотного летательного аппарата. В качестве алгоритма  $f_4^{event}$  использовались архитектуры на базе слоя indRNN.

В эксперименте использовались видефрагменты, полученные с камер действующей системы безопасности, и видеоролики из сети Интернет.

Видефрагменты содержали различные виды ситуаций длительностью от 7 до 120 с. Пример работы алгоритма представлен на рисунке 9. Результаты расчетов основных метрик для метода выглядят следующим образом:  $M^{Pr} = 0,55$ ,  $M^{Rec} = 0,50$ ,  $M^{AC} = 0,655$ . Время обработки видефрагмента из 690 кадров, сек. при решении задачи распознавания штатных и нештатных ситуаций для различных конфигураций составило: 1 – 7,05, 2 – 3,36, 3 – 3,06, 4 – 1,43. В результате выполнения алгоритма подкрепления итоговая точность алгоритма обнаружения и распознавания ситуаций повысилась до 80%.

Предлагаемый глубокий нейросетевой вычислительный метод может быть применен для распознавания разнотипных образов из разных предметных областей. Описано применение глубокого нейросетевого вычислительного метода для распознавания критических ситуаций для транспортных систем по видеоизображениям, поступающим с камер беспилотного автомобиля. В котором нештатными ситуациями могут быть: Наличие объекта, несвойственного окружающему фону; техногенные критические ситуации; ситуации, связанные с безопасностью транспортного средства; ситуации с поведением людей и требующие реакции службы спасения.

В четвертой главе описывается интеллектуальная система, которая включает в себя подсистемы серверной стороны, клиентской стороны, оповещения пользователя, интеллектуальной видеоаналитики. Одним из важных элементов является подсистема интеллектуальной видеоаналитики, которая состоит из комплекса программ, разработанных с использованием предложенных алгоритмов: распознавания технических объектов по номерному знаку с использованием модифицированной архитектуры сверточной НС MobileNet; распознавания физических объектов по лицу с использованием оригинальной дуальной сети для идентификации человека; обнаружения и классификации нештатных событий в непрерывном видеопотоке с использованием оригинальной архитектуры глубокой нейросети для задачи классификации событий в видеопотоке, построенной комбинациями слоев свертки и независимых рекуррентных слоев; локализации человека в кадре видеопотока с помощью растущего нейронного газа, нечеткого вывода и признакового описания.

В заключении приводятся основные результаты диссертационной работы.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

### В области математического моделирования:

1. Предложена математическая модель интеллектуальной СКУД на основе кибернетического подхода для задач доступа ТС на территорию организации и физических лиц в помещении

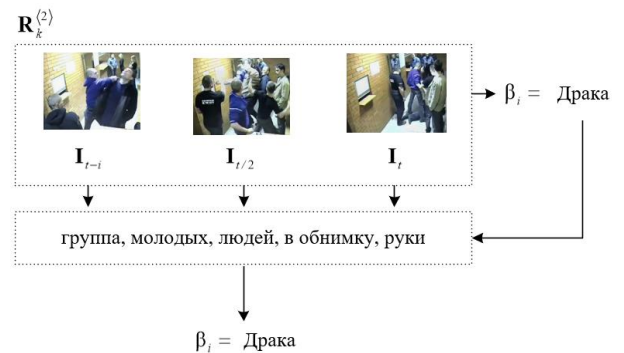


Рисунок 9 – Пример анализа ситуации



повышенной опасности. Отличительной особенностью математической модели является возможность учитывать и распознавать штатные и нештатные ситуации на охраняемом объекте и вырабатывать управляющие воздействия

***В области численных методов:***

2. Предложен вычислительный метод распознавания образов в непрерывном видеопотоке, отражающий все этапы решения задачи с использованием глубоких НС, отличительной особенностью которого является использование композиции традиционных методов обработки изображений и глубоких НС для классификации объектов и ситуаций.

3. Разработан алгоритм распознавания технических объектов по номерному знаку на основе вычислительного метода с использованием традиционных методов обработки и модифицированной архитектуры сверточной НС MobileNet, отличающийся возможностью работать в РВ за счет использования глубокой и поточечной свертки. Точность алгоритма составила 96% на тестирующей выборке из 2453 видеофрагментов, полученных с КПП ФГБОУ ВО «КНАГУ», при времени обработки кадра 0,09 с.

4. Разработан алгоритм распознавания физических объектов по лицу на основе вычислительного метода с использованием традиционных методов обработки изображений и оригинальной дуальной сети для идентификации человека, которая в отличие от классической сиамской сети позволяет использовать большее количество признаков. Точность алгоритма составила 93% на тестирующем наборе данных LFW, при времени обработки кадра 0,05 с.

5. Разработан алгоритм обнаружения и классификации нештатных событий в непрерывном видеопотоке на основе вычислительного метода с использованием традиционных методов обработки и оригинальной архитектуры глубокой нейросети для задачи классификации событий в видеопотоке, построенной комбинациями слоев свертки и независимых рекуррентных слоев, позволяющие с высокой точностью при низких вычислительных затратах распознавать ситуацию в режиме РВ. Точность алгоритма для бинарной классификации составила 80% при времени обработки 690 кадров 1,43 с.

6. Разработан алгоритм локализации человека в кадре видеопотока с помощью растущего нейронного газа, нечеткого вывода и признакового описания на основе гистограмм ориентированных градиентов и его модификация, отличающаяся использованием двухпроходного обучения с нечеткой перемаркировкой классов и построением тепловой карты. Точность алгоритма составила 93,2% на тестирующей выборке, полученной с камеры наблюдения ФГБОУ ВО «КНАГУ».

7. Продемонстрировано применение вычислительного метода распознавания образов в различных предметных областях в режиме РВ, в частности для распознавания критических ситуаций в транспортных системах по видеоизображениям, поступающим с камер беспилотного ТС.

***В области комплексов программ:***

8. Реализованы программные комплексы для СКУД с использованием предложенных алгоритмов распознавания технических объектов по номерному знаку, распознавания физических объектов по лицу, обнаружения и классификации нештатных событий в непрерывном видеопотоке, локализации человека в кадре видеопотока.

**ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ**

1. Амосов, О. С. Локализация человека в кадре видеопотока с использованием алгоритма на основе растущего нейронного газа и нечеткого вывода / О. С. Амосов, Ю. С. Иванов, С. В. Жиганов // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 1. – С. 46–58. – DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-1-46-58. (Scopus Q2, Web of Science)

2. Амосов, О. С. Моделирование интеллектуальной системы контроля и управления доступом транспортных средств с использованием глубоких нейронных сетей / О. С. Амосов, С. Г. Амосова, Ю. С. Иванов, С. В. Жиганов // Информационные технологии. – 2018. – Т. 25. № 2. – С. 116–127. – DOI: 10.17587/it.25.116-127.

3. Амосов, О. С. Вычислительный метод распознавания образов по видеоизображениям с использованием глубинных сверточных и рекуррентных нейронных сетей с приложениями для транспортных систем / О. С. Амосов, С. Г. Амосова, Ю. С. Иванов, С. В. Жиганов // Информатика и системы управления. – 2019. – Т. 59. №1. – С. 18–35.

4. Amosov, O. S. **Human Localization in the Video Stream Using the Algorithm Based on Growing Neural Gas and Fuzzy Inference** / O. S. Amosov, Y. S. Ivanov, S. V. Zhiganov // *Journal Procedia Computer Science*. – 2017. – Vol. 103, – P. 403-409. (Scopus, Web of Science)

5. Amosov, O. S. **Abnormal situations recognition in the continuous video stream of information and telecommunication systems** / O. S. Amosov, Y. S. Ivanov, S. V. Zhiganov // *2018 International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, FarEastCon 2018*. – 2018. – P. 1–6. (Scopus, Web of Science)

6. Amosov, O. S. **Semantic Video Segmentation with Using Ensemble of Particular Classifiers and a Deep Neural Network for Systems of Detecting Abnormal Situations** / O. S. Amosov, Y. S. Ivanov, S.V. Zhiganov // *Journal IT in Industry*. – 2018. – Vol. 6, – P. 14–19. (Web of Science)

7. Amosov, O.S. **Using the Ensemble of Deep Neural Networks for Normal and Abnormal Situations Detection and Recognition in the Continuous Video Stream of the Security System** / O.S. Amosov, S.G. Amosova, Y.S. Ivanov, S.V. Zhiganov // *Journal Procedia Computer Science*, – 2019, – Vol. 150, – P. 532–539. (Scopus)

8. Amosov, O.S. **Deep Neural Network Method of Recognizing the Critical Situations for Transport Systems by Video Images** / F. F. Pashchenko, O. S. Amosov, S. G. Amosova, Y. S. Ivanov, S. V. Zhiganov // *Journal Procedia Computer Science*, – 2019, – Vol. 151, – P. 675-682. (Scopus)

9. Амосов, О. С. **Модели и алгоритмы самоорганизующейся системы ситуационного управления** / О. С. Амосов, С. В. Жиганов, Ю.С. Иванов // *Научно-техническое творчество аспирантов и студентов: материалы 46-й научно-технической конференции студентов и аспирантов*. – Комсомольск-на-Амуре ФГБОУ ВО «КНАГТУ», 2016. – С. 193-196.

10. Жиганов, С. В. **Алгоритмы переноса знаний в задаче многоклассовой классификации** / С. В. Жиганов, Д. А. Зверев // *Научно-техническое творчество аспирантов и студентов: материалы 47-й научно-технической конференции студентов и аспирантов*. – Комсомольск-на-Амуре ФГБОУ ВО «КНАГТУ», 2017. – С. 393-396.

11. Жиганов, С. В. **Разработка алгоритма анализа и классификации событий в видеофрагмент** / С. В. Жиганов, Д. А. Зверев // *Научно-техническое творчество аспирантов и студентов: материалы 48-й научно-технической конференции студентов и аспирантов*. – Комсомольск-на-Амуре ФГБОУ ВО «КНАГУ», 2018. – С. 277-280.

12. Жиганов, С. В. **Разработка нейро-нечёткого алгоритма предобработки изображений для системы контроля и управления доступом транспортных средств** / С.В. Жиганов, Д.А. Зверев // *Научно-техническое творчество аспирантов и студентов: материалы 48-й научно-технической конференции студентов и аспирантов*. – Комсомольск-на-Амуре ФГБОУ ВО «КНАГУ», 2018. – С. 287-289.

13. **Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2016663283 от 02.12.2016. Нейро-нечеткая модель растущего нейронного газа для локализации тела человека (GNG-FIS)** // О. С. Амосов, Ю. С. Иванов, С. В Жиганов; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВО «КНАГТУ».

14. **Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2018610776 от 17.01.2018. Программа контроля и учета доступа автотранспортных средств на охраняемую территорию по номерным знакам** // О. С. Амосов, С. Г Баена, Ю. С. Иванов, С. В. Жиганов, Д. А. Зверев; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВО «КНАГУ».

15. **Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2019610487 от 11.01.2019. Программа для классификации и аннотирования ситуаций в непрерывном видеопотоке** // О. С. Амосов, С. Г Амосова, Ю. С. Иванов, С. В. Жиганов; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВО «КНАГУ».

16. **Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019610486 от 11.01.2019. Программа контроля и управления доступом физических лиц на охраняемую территорию по лицу** // О. С. Амосов, С. Г Амосова, Ю. С. Иванов, С. В. Жиганов; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВО «КНАГУ».

**Жиганов Сергей Викторович**

**ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ МЕТОД И АЛГОРИТМЫ НЕЙРО-НЕЧЕТКОГО  
РАСПОЗНАВАНИЯ ЛЮДЕЙ, ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ И СИТУАЦИЙ  
НА ОСНОВЕ ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ**

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание учёной степени  
кандидата технических наук

Подписано в печать

Формат 60 ´ 84 1/16. Бумага 65 г/м<sup>2</sup>. Ризограф EZ 570E  
Усл. печ. л. 1,16. Уч.-изд. л. 1,2. Тираж 100 экз. Заказ

Полиграфическая лаборатория  
Федерального государственного бюджетного  
образовательного учреждения высшего образования  
«Комсомольский-на-Амуре государственный университет»  
681013, Комсомольск-на-Амуре, пр. Ленина, 27.