

Б.Ж. Бекмурзаев, Д.И. Ерёмин, Р.А. Калиева, Т.Р. Алишин
ДТОО Институт космической техники и технологии, Алматы, Казахстан
E-mail: alishin.95@mail.ru

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СИСТЕМАХ ВИДЕОКОНТРОЛЯ

Аннотация. Обеспечение общественной безопасности является одной из приоритетных задач государства. Важнейшим элементом безопасной среды являются системы видеоконтроля, позволяющие вести непрерывное наблюдение за общественными пространствами и объектами инфраструктуры, что позволяет оперативно реагировать на чрезвычайные происшествия в случае их возникновения. Эффективность таких систем во многом зависит от наблюдателя, осуществляющего контроль. На сегодняшний день для контроля видеотрафика все чаще используют системы на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), способные в автоматическом режиме отслеживать события, требующие внимания человека, осуществлять идентификацию объектов наблюдения и их поиск. Такие системы лишены недостатков, свойственных человеку, таких, как усталость или отсутствие мотивации, и способны работать непрерывно в многопоточном режиме, что особенно актуально для глобальных систем видеоконтроля, включающих сотни и тысячи видеокамер. Данная работа посвящена применению ИНС в системах видеоконтроля. В статье описаны самые распространённые типы ИНС с точки зрения архитектуры и принципы их функционирования. Приведены основные аспекты обучения нейросетей. Представлены результаты анализа литературы по теме исследования, выделены и описаны основные области применения систем видеоконтроля на основе ИНС, а именно: контроль дорожного движения, идентификация лиц в видеопотоке и распознавание действий на видео.

Ключевые слова. Видеоконтроль, компьютерное зрение, нейросети, искусственный интеллект, безопасность.

Введение.

Создание глобальных систем видеонаблюдения во второй половине двадцатого века привело к стремительному накоплению колоссальных объемов видеоданных. Использование человека в качестве наблюдателя позволяет анализировать менее одного процента от всего видеотрафика, который, на данный момент, составляет сотни экзабайт в год. Следовательно, задача автоматического анализа видеопотока и выделения из него значимой информации становится всё более актуальной.

На сегодняшний день одной из наиболее перспективных технологий обработки больших данных являются искусственные нейронные сети. Данные системы предназначены для осуществления аналитических действий посредством механизма, основанного на принципе взаимодействия нервных клеток головного мозга.

Подобно биологическим системам структура ИНС состоит из совокупности нейронов, представляющих из себя математические функции, которые назначаются в зависимости от поставленной задачи [1]. Проще говоря, нейрон производит расчет взвешенной суммы значений на своих входах, добавляет смещение и определяет, следует ли исключить данное значение или использовать в дальнейших расчетах [1].

Системы компьютерного зрения, использующие в качестве аналитической составляющей ИНС, являются мощным инструментом видеоконтроля. Современные

системы на основе нейросетей поддерживают до 192 параллельных каналов и способны распознавать до 80 объектов за 40 мс. Использование ИНС в качестве фильтра позволяет частично решить проблему, связанную с необходимостью хранения большого объема данных, для сохраняя только тех видеосегментов, которые содержат определенные объекты или события, требующие внимания человека.

Существует множество разновидностей нейросетей, отличающихся архитектурой, особенностями функционирования и сферами применения. Рассмотрим три самых популярных типа ИНС с точки зрения архитектуры: сети прямого распространения, сверточные и рекуррентные ИНС.

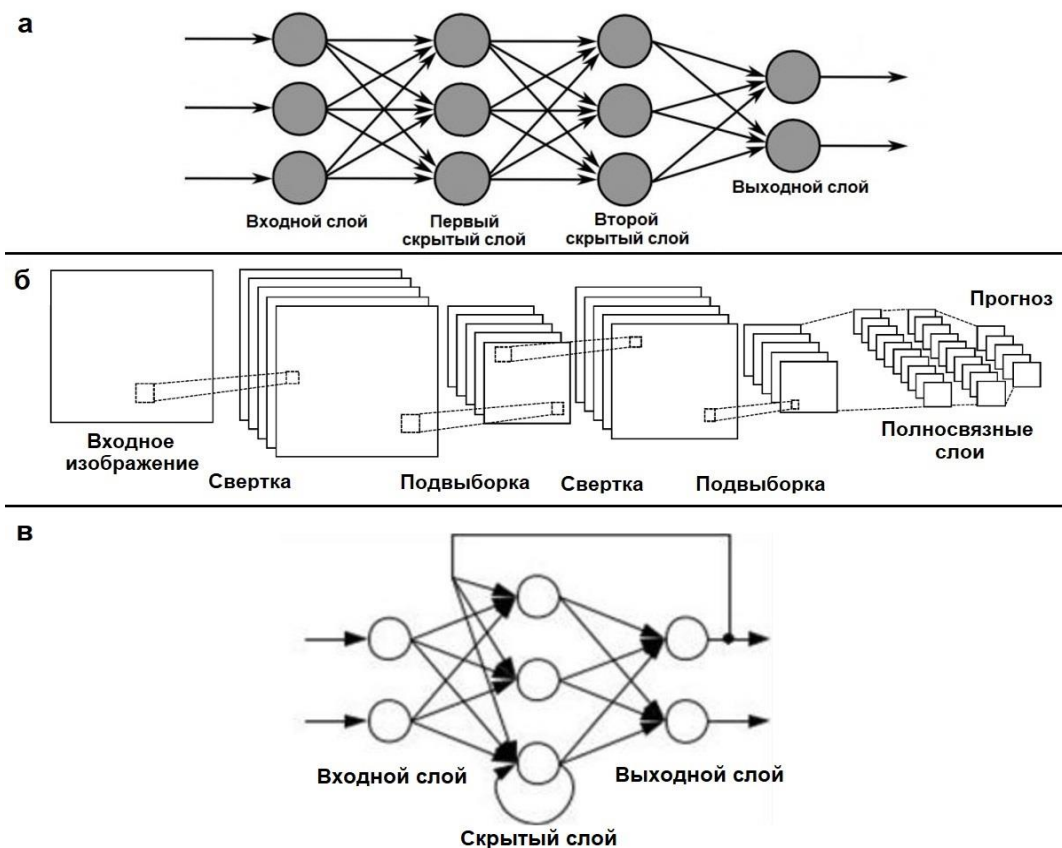


Рисунок 1 – Схематичное представление ИНС различных типов

Структура ИНС прямого распространения представляет из себя совокупность нейронных слоев. Нейросети прямого распространения обрабатывают данные в одном направлении, от входного слоя к выходному. Каждый нейрон взаимодействует со всеми нейронами соседних слоев посредством связей, каждая из которых имеет определенный весовой коэффициент, однако нейроны внутри одного слоя не взаимодействуют друг с другом. Схема многослойной ИНС прямого распространения представлена на рисунке 1а.

Характерной особенностью сверточных нейросетей (СНС) является наличие операции свёртки, суть которой заключается в поэлементном умножении каждого фрагмента изображения на матрицу (ядро) свёртки, результат умножения суммируется и записывается в соответствующую позицию выходного изображения (карта признаков). Сверточный слой представляет из себя набор таких карт, число которых зависит от количества анализируемых признаков (границы, цвет, глубина). Архитектура и принцип работы СНС делает их эффективным инструментом анализа графической информации. Схема СНС представлена на рисунке 1б.

В рекуррентных нейросетях (РНС) связи между элементами представляют из себя направленную последовательность, такое строение позволяет обрабатывать серии событий во времени и последовательные пространственные цепочки, что позволяет этим ИНС с высокой точностью распознавать речь и рукописный текст [2]. В РНС нейроны получают информацию не только от предыдущего слоя, но и от самих себя предыдущего прохода. Для генерации изображений РНС используются только в тандеме с СНС. Пример схемы РНС представлен на рисунке 1в.

Выбор типа и оптимальной архитектуры ИНС является важнейшей процедурой, оказывающей существенное влияние на итоговое качество модели [3]. Решение некоторых задач требует создание систем, сочетающих в себе несколько ИНС различных типов. Однако усложнение структуры нейросети не всегда способствует повышению ее эффективности, например, увеличение количества нейронных слоев может привести к снижению скорости обучения системы без существенного прироста точности вычислений [4].

Согласно многочисленным исследованиям [5] и статистике из базы данных образцов рукописного написания цифр MNIST наиболее эффективными для распознавания изображений являются сверточные нейронные сети [6].

Перед началом работы нейросеть обучают (тренируют), используя наборы данных с очевидными закономерностями (датасет), данные должны быть однозначны и непротиворечивы для снижения вероятности отнесения одного объекта или события к нескольким классам. Датасет может состоять как из реальных, так и из искусственно созданных (синтетических) данных [7]. Например, в работе [8] нейросеть, для распознавания и классификации глубоководных рыб, в связи с дефицитом данных, обучали с помощью искусственно смоделированного набора изображений, имитирующих фотографии с глубоководных камер.

После тренировки нейросеть должна приобрести способность к обобщению определенных признаков, чтобы относить сигнал с небольшими изменениями к одному классу, например, лицо, снятое с разных ракурсов и/или в разных условиях освещения. В процессе обучения связям между нейронами назначаются весовые коэффициенты, отражающие степень важности того или иного параметра для расчета, в случае СНС такими коэффициентами являются элементы матрицы свертки.

Существует два подхода к обучению нейронной сети: обучение с учителем и без учителя. В первом случае весовые коэффициенты назначаются таким образом, чтобы ответы сети минимально отличались от заранее определенного правильного решения, во втором случае сеть самостоятельно классифицирует входные сигналы и назначает коэффициенты. Процесс обучения ИНС является важнейшим фактором, оказывающим существенное влияние на эффективность ее работы.

Нейросети классифицируют объект в соответствии с полученным ранее опытом (ассоциативная память), и обладают способностью к самообучению в процессе работы, что дает им преимущество перед традиционными алгоритмами распознавания изображений, особенно при идентификации сложных образов.

Настоящая работа посвящена поиску и анализу опыта других авторов по применению систем видеоконтроля, использующих ИНС.

Материалы и методы исследования.

Основным методом, использованным в настоящей работе, является анализ публикаций, доступных в открытой печати и посвященных применению искусственных нейронных сетей в системах видеоконтроля. Описаны имеющиеся подходы к решению такими системами задач различного характера, проведено их сравнение.

Для поиска источников информации по данной теме использовали сеть интернет, а именно, такие веб ресурсы, как научная электронная библиотека eLibrary, поисковая система Google Scholar, базы данных Scopus и Web of science. В процессе обзора литературы было проанализировано 31 научных исследований, 15 из которых на русском и 16 на английском языке, 80 % из использованных в обзоре работ было опубликовано в течении последних пяти лет.

Результаты.

Системы видеоконтроля на основе нейронных сетей используются для широкого класса задач от распознавания объектов на рентгеновских снимках багажа [9] до обнаружения дыма [10], далее рассмотрены наиболее обширные сферы применения систем видеоконтроля на основе ИНС.

Контроль дорожного движения. Видеокамеры для контроля дорожного движения впервые начали использовать в конце 60-х годов двадцатого века, тогда в качестве регулировщика выступал человек, переключавший сигналы светофора при необходимости. Сейчас для контроля дорожного движения все активнее используют ИНС. Зачастую, решение задач контроля дорожного движения не требует использования сложных алгоритмов, поэтому во многих работах по этой теме используются нейронные сети прямого распространения. Например, в [11] описана система на основе ИНС прямого распространения, рассчитывающая оптимальное время работы светофора исходя из количества транспортных средств и скорости прохождения перекрестка автомобилями различных типов, что способствует увеличению пропускной способности перекрестка. Авторы [12] для оценки плотности трафика также используют ИНС прямого распространения в сочетании с методом вычитания фона. Плотность потока рассчитывается с использованием информации об идентифицированном транспортном средстве в последовательных кадрах, точность распознавания транспортных средств представленным методом составляет 98,99 %.

В случае, когда необходим более детальный анализ изображения используют системы на основе СНС [13]. Кроме того, СНС применяют для глобального контроля дорожного движения. В [14] описана система на основе СНС, которая строит графические карты распределения трафика в масштабах города и предсказывает возможность возникновения заторов на тех или иных участках дорожной сети.

Важнейшей функцией систем видеоконтроля является регистрация фактов нарушения правил дорожного движения (ПДД). Нейросети существенно упрощают процесс идентификации нарушителей и их поиска, если это необходимо [15].

Идентификация лиц в видеопотоке. Впервые система распознавания лиц была установлена в лондонском районе Ньюэм в 1998 году. Сейчас подобные системы используются повсеместно, область их применения весьма разнообразна – от разблокировки телефона до учета посещаемости студентов. Однако особенно актуально использование таких систем в области общественной безопасности.

К примеру, Москве к системе распознавания лиц подключено более 180 тысяч камер, установленных в подъездах, на территории и в зданиях образовательных учреждений, стадионах, остановках общественного транспорта и автовокзалах, в парках, подземных переходах и других общественных местах. На глобальном уровне такие развернутые системы распознавания лиц, при наличии доступа к базам данных розыска, способны значительно упростить правоохранительным органам процесс проведения оперативно-розыскных мероприятий. Вместе с тем, локально развернутые системы распознавания лиц при интеграции в систему безопасности способны осуществлять пропускной контроль в автоматическом режиме.

Эффективность работы систем идентификации лиц во многом зависит от качества исходного видеоматериала, однако даже качественная видеозапись не гарантирует

получения пригодного для идентификации изображения объекта наблюдения. Например, изображение может оказаться размытым или смазанным, если объект находится в движении.

Традиционные методы распознавания лиц, основанные на поверхностном обучении, сталкиваются с проблемами в случае отклонения идентифицируемого объекта от эталонного образца (изменение освещения, ракурса съемки, выражения лица и т.д) [17, 18]. Данные методы используют только некоторые основные параметры изображений и сильно зависят от содержания датасета. Алгоритмы, основанные на глубоком обучении, способны распознавать более сложные черты лица, что делает их более устойчивыми к вышеупомянутым отклонениям [19].

Лучше с задачей распознавания лиц типом ИНС справляются сверточные нейронные сети [20, 21]. Тем не менее, для обеспечения качественного распознавания лиц нейросеть необходимо обучать с учетом возможности возникновения подобных дефектов. Например, авторы [22] включили в датасет фотографии с определенной степенью размытия, что существенно повысило точность распознавания лиц на видео.

Рекуррентные нейросети также используют для распознавания в видеопотоке. В работе [23] представлены результаты компьютерных экспериментов работы программы в среде Matlab R2020a на основе свёрточной и рекуррентной нейронной сети. Описанная система успешно идентифицирует лицо, определяет возраста, эмоциональное состояние человека и наличие маски на лице в видеопотоке в режиме реального времени.

Распознавание действий на видео. Некоторые виды человеческой деятельности можно с высокой точностью идентифицировать по статичным изображениям. Как пример из спорта можно привести хоккей или футбол. Труднее дело обстоит с интерпретацией происходящего в таких дисциплинах, как сумо или дзюдо.

Подобно сумо или дзюдо проблемными для распознавания по статическим изображениям являются конфликтные ситуации, связанные с драками, потасовками и другими проявлениями насилия. Верная классификация подобных действий возможна только при анализе динамического изображения, который является одной из сложнейших задач в области компьютерного зрения.

Для анализа динамического изображения применяются некоторые классические методы, основанные на двух различных подходах: выявление низкоуровневой и высокоуровневой информации о движениях. В случае низкоуровневого подхода анализирующая система имеет представление о наборе простых движений, комбинация которых позволяет получить более сложные действия. Такой подход позволяет распознавать большое разнообразие действий используя ограниченный набор базовых движений. Недостатками метода являются сложность реализации и высокие требования к вычислительной мощности.

Высокоуровневый подход предполагает моделирование переходов между кадрами без анализа базовых действий, то есть система-анализатор работает с целостным образом. Преимуществом такого подхода является простота реализации и более низкие требования к вычислительной мощности. Однако запоминание значительного набора примеров высокоуровневых действий для эффективного распознавания требует большого объема памяти, что является существенным недостатком данного подхода [24].

С точки зрения архитектуры нейросетей методы распознавания действий можно разделить на два основных типа: система из двух двухмерных сверточных нейросетей, анализирующих пространственный поток в совокупности с предварительно вычисленным оптическим потоком; и трехмерная сверточная нейросеть, расширяющая возможности традиционной двумерной ИНС для работы с пространственно-временными данными посредством трехмерных сверток [25]. Кроме того, встречаются работы, в которых для распознавания движений по видео используются рекуррентные ИНС. Рассмотрим

несколько примеров различных систем распознавания движений, как наиболее интересных для нужд правоохранительных органов.

Алгоритм обнаружения аномалий, описанный в работе [26], представляет из себя систему из трех составляющих: сверточной нейросети, маскирующей рекуррентной СНС и блока семантической сегментации. Распознавание движения реализовано путем покадрового извлечения бинарной маски объекта, с последующей генерацией суммарных значений местоположения объекта в последовательности кадров для получения информации о движении. В исследовании приведены примеры идентификации системой различных объектов, например, распознать в кадре нож нейросети удалось с точностью 98,5 %, а человека – 96,5 %.

В работе [27] для получения пространственной информации используется двумерная сверточная нейросеть, затем распознавание движений осуществляется посредством трехмерных сверток на временных последовательностях. Тестирование системы проводили на наборе «Хоккей», разработанном специально для оценки обнаружения насилия [28]. Результаты теста показали точность распознавания конфликтных ситуаций до 91 %.

В некоторых системах распознавания действий используется низкоуровневая и высокоуровневая информация о движениях одновременно. Например, основанный на сверточных нейронных сетях алгоритм, представленный в работе [28], использует информацию о позе и визуальную информацию для прогнозирования действий в единой структуре. Описанный подход позволяет идентифицировать достаточно сложные позы и движения с высокой точностью 91,2 и 83,4% соответственно.

Авторы исследования [24] для распознавания действий на видео предлагают использовать рекуррентную нейросеть. На вход системы-анализатора подаются мешки слов, являющиеся гистограммами простых действий, которые представляют из себя наборы дескрипторов кадров видео. Предложенный метод демонстрирует более высокую скорость вычислений по сравнению с методами, использующими СНС, однако проигрывает им в точности 10-15 %.

Системы на основе сетей прямого распространения не эффективны в задачах распознавания сложных действий, однако могут применяться для детектирования конфликтных ситуаций (драки, потасовки). Как правило, принцип работы таких систем основан на отслеживании динамики инвариантных к изменениям масштаба, вращению и перемещению моментов контура объекта [30, 31].

Так, системы распознавания действий позволяют в автоматическом режиме отслеживать конфликтные ситуации, связанные с драками, потасовками, распознавать потенциальных преступников и террористов по характерным движениям или жестам, что может значительно ускорить процесс оперативного реагирования служб безопасности.

Обсуждение.

В процессе анализа литературы были обозначены основные области применения систем видеоконтроля на основе ИНС, а именно, контроль дорожного движения, идентификация лиц в видеопотоке и распознавание действий на видео. Проведен анализ научных работ по данной тематике, приведено описание и сравнение имеющихся подходов к решению такими системами задач различного характера. Далее приведены общие выводы, актуальные для всех вышеперечисленных областей применения систем видеоконтроля на основе ИНС.

1. В условиях дефицита данных для тренировки ИНС используют искусственно созданные датасеты, для получения которых возможно использовать нейросети, способные генерировать изображения.

2. Аналитическая составляющая систем видеоконтроля на основе ИНС, как правило, представляют из себя совокупность нейросетей различной архитектуры, особенно для решения задач, связанных с распознаванием сложных образов или идентификации действий по видео.

Контроль дорожного движения. Преимущественное число работ по теме «искусственные нейронные сети в видеоконтроле» посвящено контролю дорожного движения, что связано с повышенной опасностью колесного транспорта, и необходимостью снижения аварийности на дорогах, что является важнейшей задачей.

В системах контроля дорожного движения используются различные типы ИНС, однако решение большинства задач в этой области на требует сложных алгоритмов, в виду простоты формы объектов наблюдения и ограниченного числа возможных ситуаций.

Идентификация лиц в видеопотоке. Современные системы для идентификации лиц способны с высокой точностью идентифицировать личность человека в видеопотоке. Такие системы, как правило, основаны на сверточных нейросетях, которые являются наиболее эффективным типом ИНС для анализа изображений.

Одним из вариантов повышения эффективности систем распознавания лиц является включение в состав датасетов изображений с характерными для видеозаписи дефектами (размытие и т.п.) а также использование технического оборудования, способного записывать видео высокого качества.

Распознавание действий на видео. Распознавание действий на видео является одной из сложнейших задач машинного зрения, кроме трудностей технического характера существует проблема с непониманием ИНС контекста ситуации, например, отличить дружеские объятия от борьбы для ИНС является нетривиальной задачей, требующей анализа множества параметров. Судя по количеству работ и разнообразию подходов к решению задачи распознавания действий по видео можно с уверенностью сказать, что данная область актуальна и активно развивается. На данный момент системы видеоконтроля на основе ИНС способны с достаточной точностью идентифицировать потенциально опасные предметы, такие как нож или пистолет и распознавать очевидные конфликтные ситуации (драки или массовые потасовки). Однако некоторые действия, представляющие угрозу общественной безопасности, сложно идентифицировать даже человеку, а обнаружить их на видео возможно лишь после наступления последствий. К таким действиям можно отнести карманные кражи.

Очевидными вариантами развития данной технологии является совершенствование алгоритмов распознавания действий / аномального поведения по видео и дополнение визуального анализа изображения инструментами, способными анализировать аудиоинформацию, выявлять характерные для конфликтных ситуаций слова или фразы, тон голоса, свидетельствующий о стрессовом состоянии и т.п.

Выводы.

Системы компьютерного зрения, использующие в качестве аналитической составляющей ИНС, являются эффективным инструментом видеоконтроля. Анализ литературных данных показал, что ИНС успешно справляются с такими задачами, как распознавание лиц в видеопотоке, контроль дорожного движения, идентификация действий на видео и т.д. Разнообразие подходов к решению описанных задач, говорит о постоянном развитии данной области техники и совершенствовании алгоритмов распознавания различных объектов и действий. Нейросети, как элемент систем видеоконтроля, уже сейчас делают существенный вклад в повышение уровня общественной безопасности, оперативно выявляя и регистрируя негативные для общества события или предпосылки к их возникновению, осуществляя идентификацию и поиск

правонарушителей и рецидивистов, что существенно облегчает работу правоохранительных органов и повышает их эффективность.

Источник финансирования: работа выполнена в рамках проекта 00045/ГФ грантового финансирования Министерства образования и науки Республики Казахстан.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] Соснин А.С., Суслова И.А. Функции активации нейросети: сигмоида, линейная, ступенчатая//В сборнике: Наука. Информатизация. Технологии. Образование. Материалы XII международной научно-практической конференции. – 2019 – С. 237-246.
- [2] Гафаров Ф.М. Искусственные нейронные сети и приложения: учеб. пособие // Ф.М. Гафаров, А.Ф. Галимянов. – Казань: Изд-во Казан. ун-та. – 2018. – 121 с.
- [3] Грабовой А.В., Бахтеев О.Ю., Стрижов В.В. Определение релевантности параметров нейросети // Информатика и ее применения. – 2019. – Т. 13, № 2. – С. 62-70.
- [4] Моисеева Е.Д. Сравнение эффективности нейросетей семейства ResNet на задачах сегментации компьютерного зрения//Российская наука: тенденции и возможности. Сборник научных статей. Из-во: "Перо" (Москва). – 2020. – Т. 4 – С. 126-129.
- [5] Sultani W., Chen C., Shah M. Real-World Anomaly Detection in Surveillance Videos // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT. – 2018. – P. 6479-6488.
- [6] Кочанов А.Ю. Применение нейросетей для распознавания изображений // Научно-практические исследования. – 2021. – № 1-2 (36). – С. 19-20.
- [7] Безлепкин А.П. Анализ методов формирования наборов данных, предназначенных для обучения нейросетей//В сборнике: Перспективные направления развития отечественных информационных технологий. Материалы круглых столов VI межрегиональной научно-практической конференции. Севастополь. – 2020. – С. 35-37.
- [8] Allken V., Handegard N. O., Rosen S., et al. Fish species identification using a convolutional neural network trained on synthetic data//ICES Journal of Marine Science. – 2019. – No 76(1). – P. 342-349.
- [9] Гладких А.А., Андриянов Н.А., Волков А.К. Сравнительный анализ результатов трансфера обучения нейросетей при решении задачи распознавания объектов на рентгеновских снимках багажа // В сборнике: Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем. Сборник научных трудов. Ульяновск. – 2020. – С. 107-110.
- [10] Lin G., Zhang Y., Xu G., et al. Smoke Detection on Video Sequences Using 3D Convolutional Neural Networks // Fire Technology. – 2019. – Vol. 55. – P.1827–1847.
- [11] Петрушин В.А., Бугаков П.Ю. Разработка программного обеспечения на основе нейросети для оптимизации и анализа дорожного трафика//Интерэкспо Гео-Сибирь. – 2020. – Т. 7, № 1. – С. 93-98.
- [12] Ozkurt C., Camci F. Automatic traffic density estimation and vehicle classification for traffic surveillance systems using neural networks//Mathematical and Computational Applications. 2009. – Vol. 14, No. 3. – P. 187-196.
- [13] Pamula T. Road Traffic Conditions Classification Based on Multilevel Filtering of Image Content using Convolutional Neural Networks//IEEE Intelligent transportation systems magazine. – 2018. – Vol. 10. – P. 11-21.
- [14] Матюков А.А. Система регулирования дорожного движения на базе нейросетей // В сборнике: Актуальные вопросы экономики, менеджмента и инноваций. Материалы Международной научно-практической конференции. – 2019. – С. 228-232.

- [15] Болдырев К.М., Лаптева М.А. Алгоритм идентификации автомобиля по его регистрационному номеру на автопарковке//Решетневские чтения. – 2013. – Т. 2. – С. 186-187.
- [16] Костомарова В.В. Зарубежный опыт внедрения интеллектуальных транспортных систем (ИТС)//Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. – 2016. – № 4-1. – С. 110-113.
- [17] Wang S.J., Yang J., Zhang N., Zhou C.G. “Tensor Discriminant Color Space for Face Recognition // IEEE Trans. Image Process. – 2011. – Vol. 20, No. 9. – P. 2490–501.
- [18] Dniz O., Bueno G., Salido J., De La Torre F. Face recognition using Histograms of Oriented Gradients // Pattern Recognit. Lett. – 2011. – Vol. 32, No. 12. – P. 1598–1603.
- [19] Coskun M., Ucar A., Yildirim Ö., Demir Y. Face Recognition Based on Convolutional Neural Network//2017 International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES). – 2017.
- [20] Ahn B. Real-Time Video Object Recognition Using Convolutional Neural Network//2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). – 2015.
- [21] Плотников Д.В., Сопов Е.А. Решение задач распознавания лиц и мимики с помощью сверточных нейронных сетей//Решетневские чтения. – 2017. – Т. 2. – С. 234-236.
- [22] Ding C., Tao D. Trunk-Branch Ensemble Convolutional Neural Networks for Video-Based Face Recognition//IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2018. – Vol. 40. – Issue: 4.
- [23] Полковникова Н.А. Исследование методов и алгоритмов компьютерного зрения на основе сверточных и рекуррентных нейронных сетей//Эксплуатация морского транспорта. – 2020. – № 3 (96). – С. 154–168.
- [24] Буйко А.Ю., Виноградов А.Н. Выявление действий на видео с помощью рекуррентных нейронных сетей//Программные системы: теория и приложения. – 2017. – № 4(35). – С. 327–345.
- [25] Девяткин Д.Д., Порцев Р.Ю., Макаренко А.В. Сравнение 3D-сверточных нейронных сетей с полносвязанными и GAP слоями в задаче распознавания действий на видео//В сборнике: Управление большими системами. труды XVII Всероссийской школы-конференции молодых ученых. Москва. – 2021. – С. 190-201.
- [26] Franklin R., Mohana, Dabbagol V. Anomaly Detection in Videos for Video Surveillance Applications using Neural Networks // Proceedings of the Fourth International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC 2020). IEEE Xplore Part Number: CFP20J06-ART; ISBN: 978-1-7281-2813-9. – 2020. – P. 632-637.
- [27] Ding C., Fan S., Zhu M., et al. Violence Detection in Video by Using 3D Convolutional Neural Networks//G. Bebis et al. (Eds.): ISVC 2014, Part II, LNCS 8888. Springer International Publishing Switzerland 2014. – P. 551–558.
- [28] Nievas B., E., Deniz Suarez, O., Bueno Garcia, G., Sukthankar, R. Violence detection in video using computer vision techniques // In: Real, P., Diaz-Pernil, D., Molina-Abril, H., Berciano, A., Kropatsch, W. (eds.) CAIP 2011, Part II. LNCS. Springer, Heidelberg (2011). – 2011. – Vol. 6855. – P. 332–339.
- [29] Герасимов Н.В., Медведев М.В. Детектирование конфликтных ситуаций в общественных местах с использованием нейросети//В сборнике: Прикладная математика и информатика: современные исследования в области естественных и технических наук. Материалы III научно-практической всероссийской конференции (школы-семинара) молодых ученых. – 2017. – С. 123-126.
- [30] Герасимов Н.В., Медведев М.В. Распознавание людей в видеопотоке при помощи нейросети//В сборнике: XXIII Туполевские чтения (школа молодых ученых). Международная молодёжная научная конференция: Материалы конференции. Сборник докладов: в 4 томах. – 2017. – С. 659-663.

[31] Ефимов К.А. Распознавание действий людей на видеопотоке с помощью метода распознавания позы//Актуальные научные исследования в современном мире. – 2021. – № 5-2 (73). – С. 76-87.

LITERATURE

[1] Sosnin A.S., Suslova I.A. Neural network activation functions: sigmoid, linear, stepped // In the collection: Science. Informatization. Technologies. Education. Materials of the XII International Scientific and Practical Conference. – 2019 – P. 237-246.

[2] Gafarov F.M. Artificial neural networks and applications: textbook. allowance// F.M. Gafarov, A.F. Galimyanov. - Kazan: Kazan Publishing House. university – 2018. – 121 p.

[3] Grabovoi A.V., Bakhteev O.Yu., Strizhov V.V. Determining the relevance of neural network parameters//Informatics and its applications. – 2019. – Vol. 13, № 2. – P. 62-70.

[4] Moiseeva E.D. Comparison of the efficiency of neural networks of the ResNet family on computer vision segmentation problems//Russian Science: Trends and Opportunities. Collection of scientific articles. From: "Pero" (Moscow). – 2020. – Vol. 4 – P. 126-129.

[5] Sultani W., Chen C., Shah M. Real-World Anomaly Detection in Surveillance Videos//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT. – 2018. – P. 6479-6488.

[6] Kochanov A.Yu. Application of neural networks for image recognition//Scientific and practical research. – 2021. – No 1-2 (36). – P. 19-20.

[7] Bezlepkin A.P. Analysis of methods for generating data sets intended for training neural networks // In the collection: Perspective directions for the development of domestic information technologies. Materials of round tables of the VI interregional scientific and practical conference. Sevastopol. – 2020. – P. 35-37.

[8] Allken V., Handegard N. O., Rosen S., et al. Fish species identification using a convolutional neural network trained on synthetic data//ICES Journal of Marine Science. – 2019. – No 76(1). – P. 342-349.

[9] Gladkikh A.A., Andriyanov N.A., Volkov A.K. Comparative analysis of the results of transfer learning of neural networks in solving the problem of object recognition on x-ray images of luggage // In the collection: Modern problems of design, production and operation of radio engineering systems. Collection of scientific papers. Ulyanovsk. – 2020. – P. 107-110.

[10] Lin G., Zhang Y., Xu G., et al. Smoke Detection on Video Sequences Using 3D Convolutional Neural Networks // Fire Technology. – 2019. – Vol. 55. – P.1827-1847.

[11] Petrushin V.A., Bugakov P.Yu. Development of software based on a neural network for optimization and analysis of road traffic//Interexpo Geo-Siberia. – 2020. – Vol. 7, No 1. – P. 93-98.

[12] Ozkurt C., Camci F. Automatic traffic density estimation and vehicle classification for traffic surveillance systems using neural networks//Mathematical and Computational Applications. 2009. – Vol. 14, No. 3. – P. 187-196.

[13] Pamula T. Road Traffic Conditions Classification Based on Multilevel Filtering of Image Content using Convolutional Neural Networks//IEEE Intelligent transportation systems magazine. – 2018. – Vol. 10. – P. 11-21.

[14] Matyukov A.A. Traffic control system based on neural networks//In the collection: Topical issues of economics, management and innovation. Materials of the International Scientific and Practical Conference. – 2019. – P. 228-232.

[15] Boldyrev K.M., Lapteva M.A. Algorithm for identifying a car by its registration number in a car park//Reshetnev Readings. – 2013. – T. 2. – P. 186-187.

[16] Kostomarova V.V. Foreign experience in the implementation of intelligent transport systems (ITS) // Actual problems of the humanities and natural sciences. – 2016. – No 4-1. – P. 110-113.

[17] Wang S.J., Yang J., Zhang N., Zhou C.G. “Tensor Discriminant Color Space for Face Recognition // IEEE Trans. Image Process. – 2011. – Vol. 20, No. 9. – P. 2490–501.

[18] Dniz O., Bueno G., Salido J., De La Torre F. Face recognition using Histograms of Oriented Gradients // Pattern Recognit. Lett. – 2011. – Vol. 32, No. 12. – P. 1598–1603.

[19] Coskun M., Ucar A., Yildirim Ö., Demir Y. Face Recognition Based on Convolutional Neural Network//2017 International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES). – 2017.

[20] Ahn B. Real-Time Video Object Recognition Using Convolutional Neural Network // 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). – 2015.

[21] Plotnikov D.V., Sopov E.A. Solving problems of face recognition and facial expressions using convolutional neural networks//Reshetnevskiye readings. – 2017. – Vol. 2. – P. 234-236.

[22] Ding C., Tao D. Trunk-Branch Ensemble Convolutional Neural Networks for Video-Based Face Recognition//IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2018. – Vol. 40. – Issue: 4.

[23] Polkovnikova N.A. Study of Methods and Algorithms of Computer Vision Based on Convolutional and Recurrent Neural Networks//Exploitation of Marine Transport. – 2020. – No 3 (96). – P. 154–168.

[24] Buyko A.Yu., Vinogradov A.N. Detection of actions on video using recurrent neural networks//Program systems: theory and applications. – 2017. – No 4(35). – P. 327–345.

[25] Devyatkin D.D., Portsev R.Yu., Makarenko A.V. Comparison of 3D Convolutional Neural Networks with Fully Connected and GAP Layers in the Problem of Video Action Recognition//In the collection: Large Systems Management. Proceedings of the XVII All-Russian School-Conference of Young Scientists. Moscow. – 2021. – P. 190-201.

[26] Franklin R., Mohana, Dabbagol V. Anomaly Detection in Videos for Video Surveillance Applications using Neural Networks//Proceedings of the Fourth International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC 2020). IEEE Xplore Part Number: CFP20J06-ART; ISBN: 978-1-7281-2813-9. – 2020. – P. 632-637.

[27] Ding C., Fan S., Zhu M., et al. Violence Detection in Video by Using 3D Convolutional Neural Networks//G. Bebis et al. (Eds.): ISVC 2014, Part II, LNCS 8888. Springer International Publishing Switzerland 2014. – P. 551–558.

[28] Nievas B., E., Deniz Suarez, O., Bueno Garc'ia, G., Sukthankar, R. Violence detection in video using computer vision techniques//In: Real, P., Diaz-Pernil, D., Molina-Abril, H., Berciano, A., Kropatsch, W. (eds.) CAIP 2011, Part II. LNCS. Springer, Heidelberg (2011). – 2011. – Vol. 6855. – P. 332–339.

[29] Gerasimov N.V., Medvedev M.V. Detection of conflict situations in public places using a neural network//In the collection: Applied mathematics and informatics: modern research in the field of natural and technical sciences. Materials of the III Scientific and Practical All-Russian Conference (School-Seminar) of Young Scientists. – 2017. – P. 123-126.

[30] Gerasimov N.V., Medvedev M.V. Recognition of people in a video stream using a neural network//In the collection: XXIII Tupolev readings (school of young scientists). International Youth Scientific Conference: Materials of the conference. Collection of reports: in 4 volumes. – 2017. – P. 659-663.

[31] Efimov K.A. Recognition of people's actions on a video stream using the method of posture recognition//Actual scientific research in the modern world. – 2021. – No 5-2 (73). – P. 76-87.

Батырхан Бекмурзаев, т.ғ.д., ғылыми жетекші, Ғарыштық техника және технологиялар институты ЕЖШС, Алматы, Қазақстан, batyrkhan53@mail.ru

Денис Ерёмин, магистр, директор, Ғарыштық техника және технологиялар институты ЕЖШС, Алматы, Қазақстан, denis.e@bk.ru

Римма Қалиева, магистр, кіші ғылыми қызметкер, Ғарыштық техника және технологиялар институты ЕЖШС, Алматы, Қазақстан, kaliyeva.r@istt.kz

Тимофей Алишин, магистр, аға инженер, Ғарыштық техника және технологиялар институты ЕЖШС, Алматы, Қазақстан, alishin.95@mail.ru

ЖАСАНДЫ НЕЙРЛІ ЖЕЛІЛЕРДІ БЕЙНЕ БАСҚАРУ ЖҮЙЕЛЕРІНДЕ ҚОЛДАНУ

Аңдатпа. Қоғамдық қауіпсіздікті қамтамасыз ету мемлекеттің басым міндеттерінің бірі болып табылады. Қауіпсіз ортаның маңызды элементі қоғамдық кеңістіктер мен инфрақұрылым объектілерін үздіксіз бақылауға мүмкіндік беретін бейнебақылау жүйелері болып табылады, бұл төтенше жағдайлар туындаған жағдайда жедел әрекет етуге мүмкіндік береді. Мұндай жүйелердің тиімділігі көбінесе бақылауды жүзеге асыратын бақылаушыға байланысты. Бүгінгі таңда бейне трафикті бақылау үшін адамның назарын қажет ететін оқиғаларды автоматты түрде қадағалай алатын, бақылау объектілерін анықтауды және оларды іздеуді жүзеге асыра алатын жасанды нейрондық желілерге (ЖНЖ) негізделген жүйелер көбірек қолданылуда. Мұндай жүйелер шаршау немесе мотивацияның болмауы сияқты адамға тән кемшіліктерсіз және көп ағынды режимде үздіксіз жұмыс істей алады, бұл әсіресе ондаған және мыңдаған бейнекамераларды қамтитын жаһандық бейне бақылау жүйелеріне қатысты. Бұл жұмыс бейнебақылау жүйелерінде ЖНЖ қолдануға арналған. Мақалада сәулет тұрғысынан ең көп таралған ЖНЖ түрлері және олардың жұмыс істеу принциптері сипатталған. Нейрондық желілерді оқытудың негізгі аспектілері келтірілген. Зерттеу тақырыбы бойынша әдебиеттерді талдау нәтижелері ұсынылған, ЖНЖ негізінде бейнебақылау жүйелерін қолданудың негізгі бағыттары анықталған және сипатталған, атап айтқанда: жол қозғалысын бақылау, бейне ағынындағы адамдарды анықтау және бейнедегі әрекеттерді тану.

Түйінді сөздер. Бейнебақылау, компьютерлік көру, нейрондық желілер, жасанды интеллект, қауіпсіздік.

Batyrkhan Bekmurzaev, doctor of technical sciences, scientific supervisor, SLLP Institute of Space Engineering and Technology, Almaty, Kazakhstan, batyrkhan53@mail.ru

Denis Yeryomin, master's degree, director, SLLP Institute of Space Engineering and Technology, Almaty, Kazakhstan, denis.e@bk.ru

Rimma Kaliyeva, master's degree, junior researcher, SLLP Institute of Space Engineering and Technology, Almaty, Kazakhstan, kaliyeva.r@istt.kz

Timofey Alishin, master's degree, senior engineer, SLLP Institute of Space Engineering and Technology, Almaty, Kazakhstan, alishin.95@mail.ru

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN VIDEO CONTROL SYSTEMS

Abstract. Ensuring public safety is one of the priorities of the state. The most important measurement is the detection of the environment of the video monitoring system, the establishment of the scope of observation of the detected volumes and objects, which allow you to quickly respond to the detection of events if they occur. The effectiveness of such systems

largely depends on the observer exercising control. To date, to monitor video traffic, a system based on artificial neural networks (ANN) is increasingly used, capable of automatically evaluating events that require human attention, identifying objects of observation and searching for them. Such systems are devoid of the disadvantages inherent in humans, such as fatigue or lack of motivation, and work in a limited multi-threaded mode, which is especially true for the most important video monitoring systems, including hundreds and covering video cameras. This work is devoted to the implementation of ANN in video control files. The article discusses the most important types of ANNs in terms of architecture and principles of their functionality. The main aspects of learning neural networks are given. The results of the analysis of the application of literature on the topic of the study, the selected and main areas of video monitoring systems based on ANN, namely: traffic control, identification of persons in the video stream and recognition of actions on video are presented.

Keywords. Video control, computer vision, neural networks, artificial intelligence, security.
