

УДК 004.032.26

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЗДАНИЙ И СООРУЖЕНИЙ КАСКАДОМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ПРОВЕДЕНИИ ПОИСКОВО-СПАСАТЕЛЬНЫХ РАБОТ

Цветков Геннадий Александрович^{1,2}, Коковин Андрей Николаевич¹, Потураев Пётр Сергеевич²

¹ Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь, Российская Федерация

² Пермский государственный национальный исследовательский университет, г. Пермь, Российская Федерация

Аннотация. В условиях стихийных бедствий чрезвычайно важно быстро и слажено выполнять работы по разборке завалов разрушенных зданий и сооружений в поиске пострадавших. Спасателям необходимо в кратчайшие сроки принимать одно из ключевых решений: какое здание необходимо исследовать в первую очередь. Кроме того, специалисты во время поиска людей и их спасения имеют высокий риск оказаться под обломками, что увеличивает сроки проведения подобных работ. Таким образом, в настоящей статье предлагается при проведении поисково-спасательных работ в условиях разрушенных зданий применять каскад нейронных сетей, предназначенный для обработки информации, получаемой от наземных и надземных роботов, с целью идентификации сооружений и зданий и дальнейшей оценки степени их разрушений, а также для обнаружения пострадавших. В рамках проведенного исследования была обучена классификационная нейронная сеть, предназначенная для распознавания зданий и сооружений по фото- и видеосъемке. Применение каскада нейросетей позволит сократить время проведения аварийно-спасательных работ и спасти как можно больше людей, находящихся под обломками металлических, бетонных и железобетонных конструкций.

Ключевые слова: поисково-спасательные работы, нейронная сеть, поиск пострадавших, разрушенное здание, идентификация зданий

Для цитирования: Цветков Г. А., Коковин А. Н., Потураев П. С. Идентификация зданий и сооружений каскадом нейронных сетей при проведении поисково-спасательных работ // Техносферная безопасность. 2025. № 1 (46). С. 136–152.

IDENTIFICATION OF BUILDINGS AND STRUCTURES USING A CASCADE OF NEURAL NETWORKS DURING SEARCH AND RESCUE OPERATIONS

Gennadiy A. Tsvetkov^{1,2}, Andrey N. Kokovin¹, Petr S. Poturaev²

¹ Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

² Perm State National Research University, Perm, Russian Federation

Abstract. In the conditions of natural disasters, it is extremely to carry out important quickly and efficiently the work related to clearing the rubble of destroyed buildings and structures in search of victims. Rescuers must make one of the key decisions as soon as possible: which building

needs to be examined first. In addition, specialists have a high risk of being trapped under rubble during the search for people and their rescue, which increases the time it takes to carry out such work. Thus, this article proposes to use a cascade of neural networks for conducting search and rescue operations in conditions of destroyed buildings, designed to process information received from ground and above-ground robots (drones), in order to identify structures and buildings and further assess the extent of their destruction, as well as to detect victims. As part of the study, a classification neural network was trained to recognize buildings and structures from photos and videos. The use of a cascade of neural networks will reduce the time required for emergency rescue operations and save as many people as possible who are under the rubble of metal, concrete and reinforced concrete structures.

Keywords: search and rescue, neural network, search for victims, destroyed building, building identification

For Citation: Tsvetkov G. A., Kokovin A. N., Poturaev P. S. Identification of buildings and structures by a cascade of neural networks during search and rescue operations // *Technospheric safety*. 2025. № 1 (46). pp. 136–152.

Введение

Каждый год стихийные бедствия наносят значительный материальный ущерб инфраструктуре города, уносят большое количество человеческих жизней. Так, землетрясение в Турции и Сирии, произошедшее 6 февраля 2023 г., повлекло за собой разрушение целого города и смерть нескольких тысяч человек. Анализ научно-технической информации показал, что вероятность выживания человека под обломками здания спустя 72 часа снижается до 36,7 % [1]. В связи с этим перед спасателями стоит задача по поиску и дальнейшему деблокированию пострадавших в сжатые сроки, однако на скорость указанных процессов негативно влияют такие обстоятельства, как большая площадь зоны бедствия, опасные условия и сложность выполнения работ.

В работе До Хоанг Тхань [2] разработаны модели и алгоритмы поиска пострадавших при ЧС и пожарах с использованием беспилотных летательных аппаратов. На основе

анализа различных комплексных подходов планирования поисково-спасательных работ можно сделать вывод, что в них не рассмотрен вопрос идентификации зданий, определения степени их разрушения с помощью специально обученных нейронных сетей, которые могли бы помочь спасателям принять решение о том, какие здания необходимо исследовать в первую очередь [3].

В настоящей статье предлагается применять при проведении поисково-спасательных работ каскад нейронных сетей, которые будут обрабатывать информацию, полученную с наземной и надземной роботизированной техники, для дальнейшей оценки степени разрушения зданий и сооружений. Таким образом спасательные службы смогут осуществлять объективную оценку ситуации на месте проведения работ, что, в свою очередь, позволит более точно координировать дальнейшие действия, сократить сроки поиска и освобождения пострадавших, а также оптимизировать затраты на проведение подобных мероприятий.

Материалы и методы исследования

Существует множество наборов данных с открытым исходным кодом для изображений «небо-земля». Однако найти хорошо аннотированный набор данных аэросъемки, который можно применить для обучения нейросети, достаточно сложно. В рамках исследования были использованы материалы видеосъемок, взятых с международной платформы Kaggle.

Применяемый в нашем исследовании набор данных содержит более 5 000 маркированных изображений зданий и сооружений, полученных с дрона. Эти изображения имеют разрешение 1024×1024. В дальнейшем они были сжаты до разрешения 256×256. Преимуществом указанного набора данных является то, что все изображения помечены для обнаружения зданий и сооружений.

Для идентификации сооружений в зоне проведения спасательных работ применяется нейросеть *U-Net*. В качестве основы для обучения была выбрана библиотека *tensorflow*. Языком программирования стал *Python*. Подробнее о применении нейросети будет рассказано в следующем разделе.

Этапы проведения поисково-спасательных работ

При проведении мероприятий по поиску и спасению пострадавших существует высокая вероятность возникновения различных ситуаций, которые невозможно учесть при построении жестких алгоритмов. Следовательно, можно утверждать, что разработать точную последовательность действий, затрагивающую все аспекты проведения спасательных работ, не пред-

ставляется возможным [4]. Таким образом, этапы, изложенные ниже, следует считать условными.

На основе анализа существующих методов проведения поисково-спасательных работ [5, 6] выполнение работ можно разделить на несколько этапов. Каждый этап — это целый комплекс действий, выполняемых в процессе спасательных операций. В зависимости от масштаба и вида происшествия некоторые из них исключаются или объединяются в один. Этапы проведения поисково-спасательных работ схематично представлены на рис. 1.

Алгоритм проведения поисково-спасательных работ

1 этап. Поступление первых сведений

Операции по спасению людей начинаются с момента поступления первых сообщений о реальной или возможной ЧС. На начальном этапе сбора информации (масштаб бедствия, примерное количество пострадавших и т. д.) приоритетным источником являются сами участники происшествия, находящиеся в зоне бедствия. Любые сведения, полученные до начала или в процессе спасательной операции, подвергаются тщательной проверке. При невозможности своевременно подтвердить достоверность информации должны выполняться действия по подготовке к проведению операции.

2 этап. Подготовка

Второй этап предполагает оповещение и выдвижение спасательных формирований в зону ЧС в случае верификации полученной ранее информации. Основные действия на этом этапе:

- назначается координатор поисково-спасательной операции;

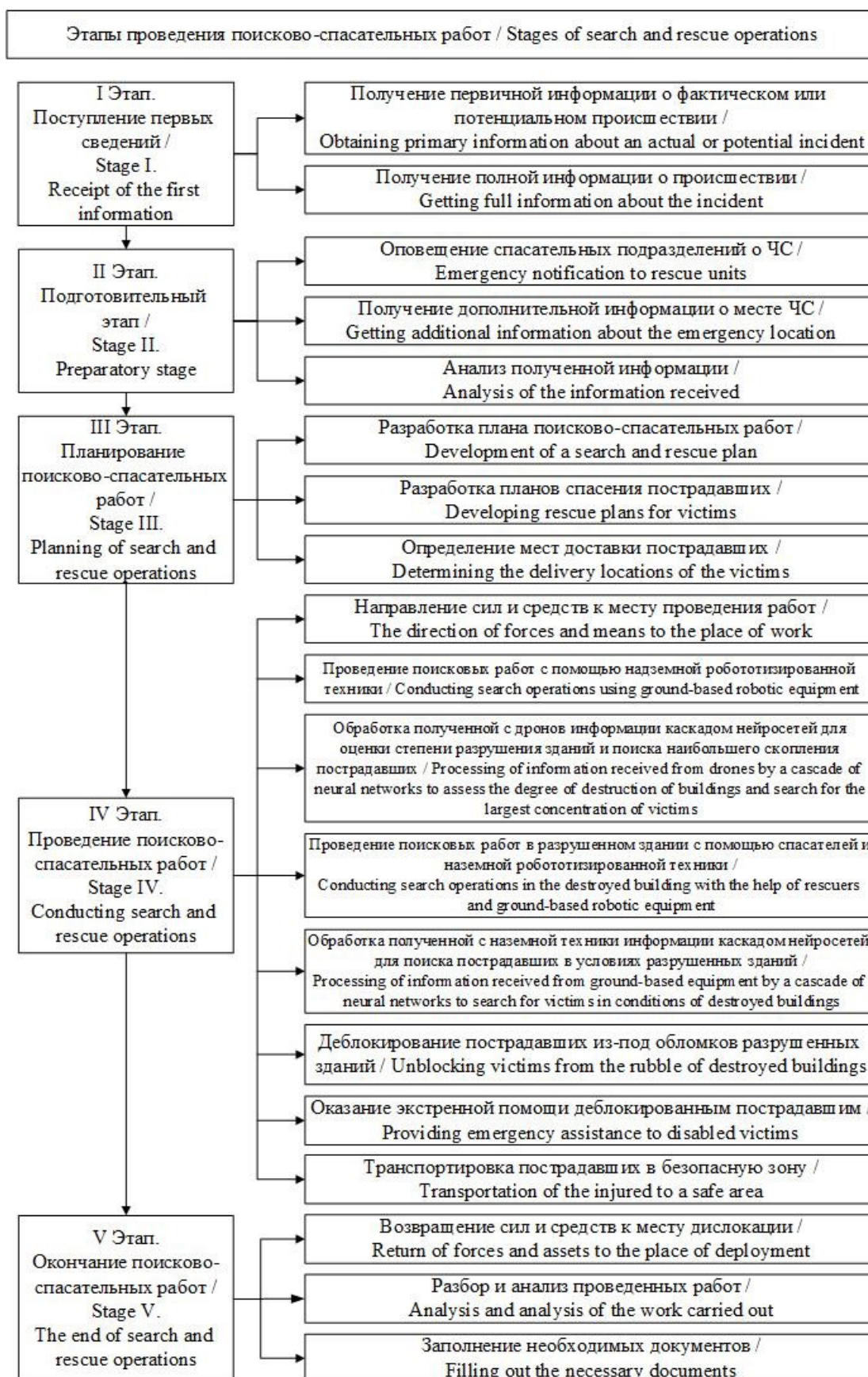


Рис. 1. Этапы проведения поисково-спасательных работ

Fig. 1. Stages of search and rescue operations

- выполняется оценка происшествия;
- проводится информирование поисковых подразделений;
- осуществляется поиск дополнительных данных.

3 этап. Планирование поисково-спасательных работ

Основная цель при составлении плана проведения поисково-спасательных работ — спасение пострадавших в кратчайшие сроки и ликвидация последствий происшествия. Эффективность планирования зависит от грамотной координации действий различных служб и ведомств, которые будут участвовать в поисково-спасательных работах. При составлении плана предусматривается четкое распределение обязанностей, определяется предварительное количество разрушенных зданий, обозначаются примерные пути подъезда и эвакуации. Один из ключевых аспектов, который учитывается при планировании спасательных работ, — определение наиболее вероятного скопления пострадавших и способов их эвакуации в ближайшие действующие медицинские учреждения или безопасные зоны.

Для повышения эффективности спасательных формирований выполняется постоянное обновление и корректировка составленного плана на основе дополнительной информации, полученной в ходе проведения поисково-спасательных работ.

4 этап. Проведение поисково-спасательных работ

4.1. Определение степени разрушения зданий в зоне бедствия

На этом этапе службы спасения выдвигаются к месту происшествия. Специалистам необходимо в кратчайшие сроки определить точное количество зданий и сооружений, которые находятся в зоне проведения

поисковых работ. Знание точных границ района поиска позволит спасателям определить районы обнаружения пострадавших, рациональное размещение спасательной техники, пунктов сбора и т. д.

Систематически определить точные границы проведения спасательных работ в масштабах целого города практически невозможно. Для обозначения границ района поиска в настоящее время используется группа дронов, которая перемещается в воздушном пространстве, учитывая наличие неподвижных и подвижных препятствий, а также беспилотные летательные аппараты, управляемые спасателями-операторами, и другая наземная летательная техника, например вертолеты [7, 8].

На основе информации, полученной от наземной техники, спасателями создается вероятностная карта. При ее составлении учитываются объемы и степень повреждения зданий и сооружений, зоны наиболее вероятных мест скопления пострадавших и распределение сил для их дальнейшего спасения.

Таким образом, нетрудно сделать вывод, что при крупных стихийных бедствиях складывается сложная инженерная, медицинская и пожарная обстановка. Спасателям требуется в кратчайшие сроки определить первостепенные зоны выполнения поисково-спасательных работ. Неточность в принятии решения может повлечь за собой гибель пострадавших из-за несвоевременно оказанной экстренной медицинской помощи. Для обеспечения поддержки принятия управленческих решения предлагается использовать каскад нейронных сетей, которые будут в режиме реального времени обрабатывать данные, получаемые в формате видеоряда с летательных аппаратов,

и определять границы спасательных работ и степень разрушения зданий и сооружений. Для указанных целей нейронную сеть необходимо обучить идентифицировать строения, находящиеся в изучаемой области.

В исследовании применялась нейросеть *U-Net* с классификатором *VGG16* для оценки степени разрушения идентифицированных ранее зданий и маркировки их следующим образом:

- разрушенные здания — красным цветом;

- полуразрушенные здания — желтым цветом;
- не подверглись разрушению — зеленым цветом.

Пример маркировки зданий и сооружений представлен на рис. 2.

Таким образом, благодаря информации, полученной от каскада нейронных сетей, спасатели способны решить одну из ключевых задач при проведении поисково-спасательных работ — определение зданий, которые необходимо исследовать в первую

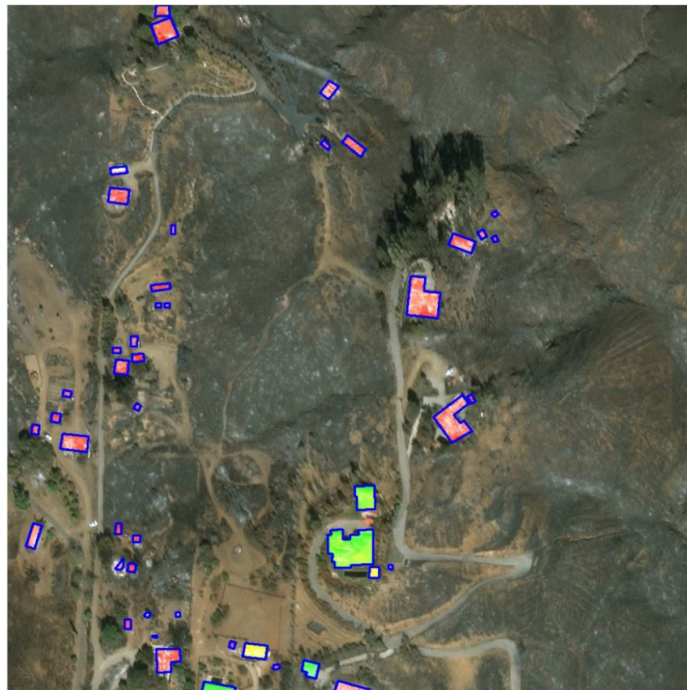


Рис. 2. Пример маркировки зданий и сооружений нейросетью *U-Net*
 Fig. 2. Example of marking buildings and structures using *U-Net* neural network

очередь. При принятии решений спасателями учитываются такие факторы, как размер здания; количество людей, которые могли оказаться внутри зданий в момент разрушения; степень разрушения зданий.

4.2. Поиск пострадавших под завалами разрушенного здания

При поиске людей спасатели в первую очередь должны исключить ситуации, кото-

рые могут угрожать их жизни и здоровью. Так, прежде чем проводить поисково-спасательные работы, необходимо учитывать состояние сохранившихся строительных конструкций, нависающих элементов стен, а также возможные пути эвакуации из опасной зоны.

Поиск пострадавших в условиях разрушенных зданий представляет собой сово-

купность действий спасателей и роботов с обученной нейронной сетью [9, 10], направленных на выявление условий их нахождения и функционального состояния, установление с ними звукового или визуального контакта и определение примерного объема и характера необходимой помощи.

4.3. Деблокирование пострадавших из-под обломков строительных конструкций

Спасательные работы по деблокированию людей из-под металлических, бетонных и железобетонных обломков являются весьма опасными и трудоемкими, т. к. занимают большое количество времени и к процессу привлекается большое количество спасателей и техники. Например, используется различное оборудование для резки и дробления металлических и железобетонных конструкций, которое, в свою очередь, различается по принципу действия, скорости и условиям применения. Во время работы с такой техникой специалистам необходимо учитывать возможные перемещения и осадки разрушенных строительных конструкций, что может усугубить положение людей под завалами.

После деблокирования пострадавшего, находящегося длительное время без движения в замкнутом пространстве с дефицитом кислорода, необходимо оказать ему экстренную медицинскую помощь.

4.4. Экстренная медицинская помощь пострадавшим

Оказание медицинской помощи людям, деблокированным из-под обломков строительных конструкций, в первые часы позволяет снизить их смертность примерно на 25–30 % [11]. После оказания первой помощи пострадавших эвакуируют до пункта сбора. Способ эвакуации зависит от состояния человека, окружающей обста-

новки, имеющейся техники для транспортировки, а также протяженности и сложности пути.

5 этап. Окончание поисково-спасательных работ

На последнем этапе спасательные службы и техника возвращаются в места их дислокации, где проводятся опрос спасателей, подготовительные работы оборудования и оснащения к другим операциям, а также оформление всех необходимых документов.

Идентификация зданий и сооружений с помощью нейронных сетей

Рассмотрим принцип действия нейронной сети при идентификации зданий и сооружений во время проведения поисково-спасательных работ.

При передвижении дронов по городу, пострадавшему от стихийных бедствий, необходимо идентифицировать здания и сооружения для дальнейшего определения степени их разрушения. Для этого необходимо обучить нейронную сеть с помощью первого и вспомогательного этапов анализа изображений в рамках использования нейросетей сегментационного и классифицирующего типов [12, 13].

Сегментационная нейросеть, используемая в настоящем исследовании, базируется на передовой архитектуре сверточной сети. За базовый тип архитектуры этой нейросети была взята модель нейронной сети *U-Net*, архитектура которой представлена на рис. 3.

Архитектура нейронной сети *U-Net* в общем виде имеет 23 сверточных слоя и состоит из следующих частей [14].

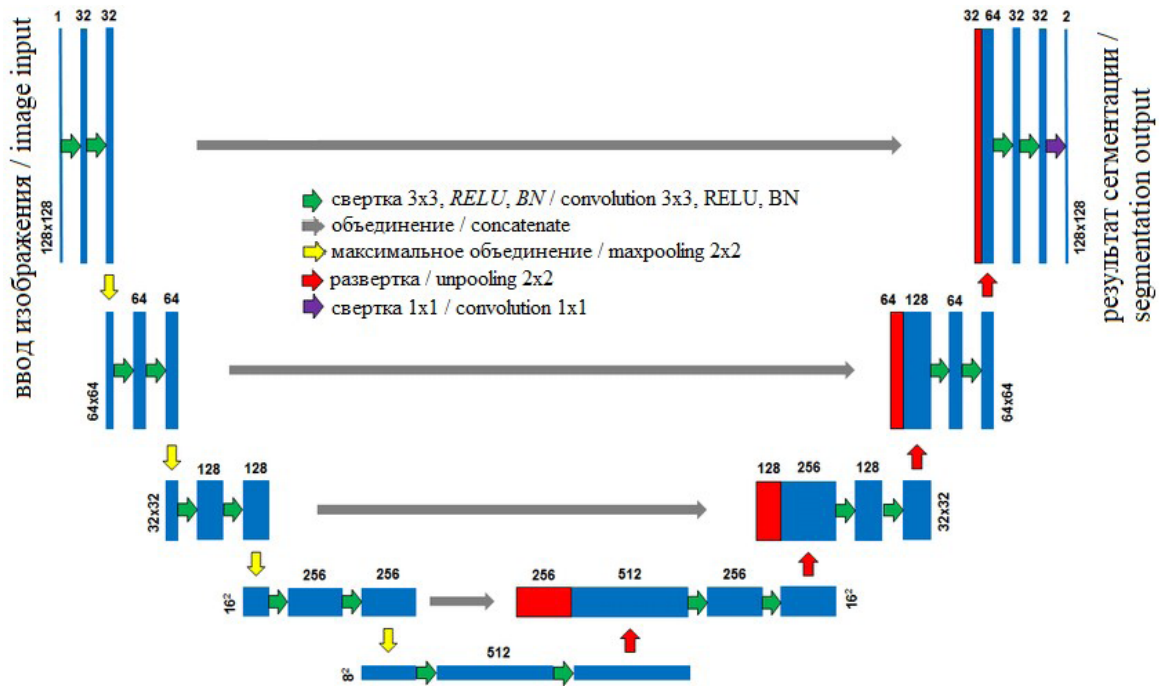


Рис. 3. Архитектура нейронной сети U-Net
 Fig. 3. U-Net neural network architecture

- Сужающий путь, в результате которого выполняется повторное применение двух сверток 3x3 (левая часть рис. 2). Обозначенный фрагмент является типичным для архитектуры сверточной нейронной сети. Каждый слой представляет из себя итерацию применения двух сверток 3x3, за которыми следуют функция активации *ReLU* и операция максимального объединения (2x2 степени 2) для снижения размерности и увеличения количества каналов свойств.
- Расширяющий путь, в результате которого выполняется увеличение дискретизации карты признаков (правая часть рис. 2) с последующим уменьшением

количества каналов признаков вдвое и сопоставлением с картой признаков, обрезанной на соответствующем слое на пути сжатия. Таким образом, каждый шаг расширяющего пути описывается чередованием двух сверток 3x3 и последующей сверткой 2x2 и объединением с маской соответствующей размерности. На последнем слое реализуется свертка 1x1 для сопоставления каждого 64-компонентного вектора свойств с известным количеством классов.

Функция активации *ReLU* является частично-линейной функцией, отсеивающей отрицательные входные значения, с приведением к 0. Математически она может быть описана следующим образом:

$$f(x) = \max(0, x), \tag{1}$$

где x — входное значение нейрона.

В математическом выражении функцию *ReLU* можно записать так:

$$f(x) = \begin{cases} x & \text{если } x > 0 \\ 0 & \text{если } x < 0 \end{cases} \quad (2)$$

Основными преимуществами такой функции активации нейронов является простота и, что свойственно для активационных функций, нелинейность, стимуляция изучения моделью более сложных соотношений признаков. Производная функции *ReLU* упрощена, что значительно способствует избеганию проблемы исчезающего градиента, которая часто возникает при использовании других аналогичных функций, например функции сигмоиды.

Следует отметить, что последовательные этапы свертки входных тензоров на каждом слое нейронной сети в процессе обучения модели обеспечивают размерность выходного изображения меньше размерности входного тензора на постоянную ширину границы.

Окончательный расчет весового значения или энергии каждого отдельного пикселя реализует *soft-max* с функцией кросс-энтропии для оценки общей результирующей точности модели для конкретной эпохи обу-

чения. Оценкой качества обучения сегментационной модели, как правило, является показатель соответствия истинной карты признаков с предсказанным их набором, который рассчитывается исходя из набора весовых коэффициентов относительно заданного порогового значения для каждой точки выходного тензора после реализации функции *soft-max* последнего слоя модели.

Оценка точности нейросети в процессе обучения выполнялась методом пересечения по объединению (далее — *IOU*). *IOU*, известный в статистике как Индекс Жаккара, является одним из самых распространенных и используемых в машинном обучении для сравнения выборок данных.

На рис. 4 представлена схема соответствия истинной и предсказанной карт признаков, где объект А — истинный признак, В — предсказанный признак, С — пересечение признаков А и В.

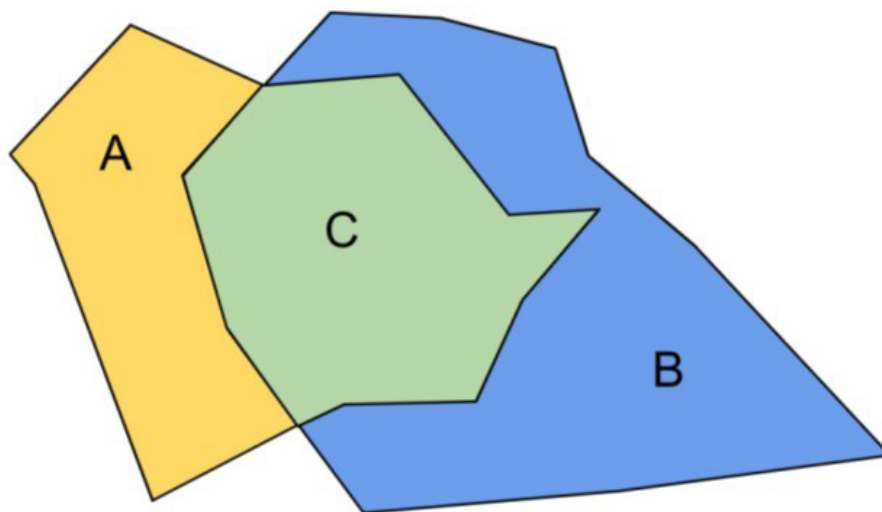


Рис. 4. Схема соответствия истинной и предсказанной карт признаков

Fig. 4. The scheme of matching the true and predicted feature maps

Показатель IOU отражает отношение площади области пересечения двух признаков к их суммарной площади.

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} = \frac{|A \cap B|}{|A| + |B| - |A \cap B|}. \quad (3)$$

Таким образом, точность сегментационной нейросети определяется относительной величиной соответствия указанных признаков. Следовательно, чем выше значение IOU , тем выше точность модели. Однако в рамках проведенного исследования возникла необходимость несколько отступить от строгости применения метрики в чистом виде, опираясь на допущение, что данный показатель имеет непосредственную важность при оценке качества обучения нейросети, но гораздо более важным будет являться показатель значения функции расчета потерь на каждой эпохе обучения. Исходя из этого предположения, ожидается нивелирование такого явления, как гибель нейронов, означающее их полную необучаемость, в результате падения показателя весового градиента на последнем слое модели.

Результаты проведенного исследования

Таким образом, в рамках исследования классификационная нейросеть была обучена распознаванию зданий и сооружений в городских условиях с помощью 5 598 изображений, полученных с дрона. Для обучения нейросети была реализована модель каскадной нейронной сети с двумя этапами преподготовки данных. Перед началом обучения осуществлялась ручная разметка

Математическое выражение для его расчета можно представить в следующем виде:

элементов на изображении, выделенная на рис. 5 красным цветом (True mask), в результате чего были созданы тренировочная, валидационная и тестовая выборки.

Исходя из изображения на рис. 5, можно утверждать, что нейросеть способна идентифицировать здания и сооружения, выделяя их синим цветом (Predict mask). Однако можно заметить, что ей не удалось распознать все обозначенные нами ранее объекты. Это связано с низким качеством снимков и некорректной разметкой зданий и сооружений. Следовательно, для повышения точности нейросети в дальнейшем следует устранить указанные недоработки. Процесс обработки полученных изображений нейронной сетью представлен на рис. 6.

Обучение нейронной сети идентификации зданий и сооружений проводилось в 150 эпох, процесс которого зафиксирован в табл. 1.

Для наглядности построим графики, отображающие зависимость точности нейронной сети от эпохи обучения и значений функции потерь от эпохи обучения (рис. 7 и рис. 8).

Как упоминалось ранее, в рамках проведенного исследования главенствующим показателем при оценке точности нейронной сети было принято считать не IOU , а относительную величину значения функции потерь для каждой эпохи обучения. Однако следует заметить, что показатель IOU также

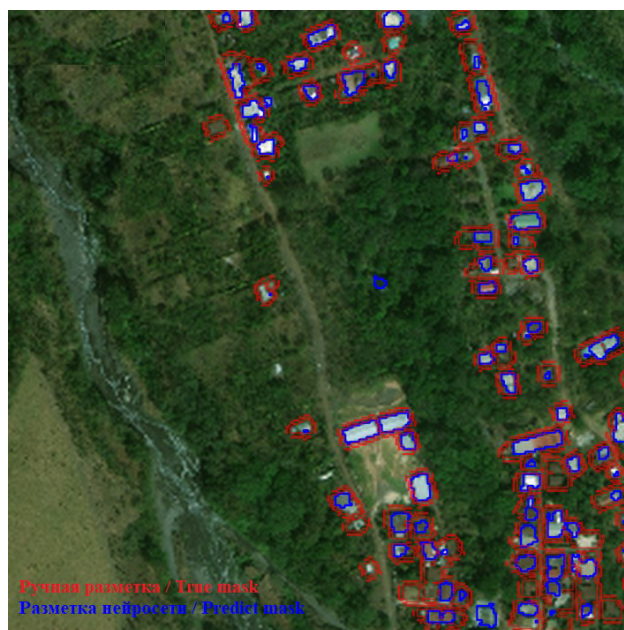


Рис. 5. Идентификация зданий и сооружений нейронной сетью U-Net
 Fig. 5. Identification of buildings and structures using the U-Net neural network



Рис. 6. Процесс обработки полученных изображений нейронной сетью
 Fig. 6. The process of processing the obtained images by a neural network

Таблица 1
Процесс обучения нейронной сети идентификации зданий и сооружений
 Table 1
 The process of training a neural network for identifying buildings and structures

эпохи / epochs	точность при тренировочной выборке / train_accuracy	точность при валидационной выборке / valid_accuracy	потери при тренировочной выборке / train_loss	потери при валидационной выборке / valid_loss
0	0,00023978587705641985	0,0	0,3635801374912262	0,20522959530353546
10	0,28776708245277405	0,276297926902771	0,11876539140939713	0,11973557621240616
20	0,39333680272102356	0,38124880194664	0,10389135032892227	0,15303964912891388
30	0,4415116310119629	0,4460066854953766	0,09400739520788193	0,05703793838620186
40	0,46043482422828674	0,4404538571834564	0,08348678052425385	0,07230939716100693

Окончание таблицы 1

эпохи / epochs	точность при тренировочной выборке / train_accuracy	точность при валидационной выборке / valid_accuracy	потери при тренировочной выборке / train_loss	потери при валидационной выборке / valid_loss
50	0,4788987338542938	0,5198475122451782	0,08415922522544861	0,09057263284921646
60	0,4988674521446228	0,37258729338645935	0,08028594404459	0,05913066864013672
70	0,5018420219421387	0,5469757914543152	0,07852476090192795	0,09513348340988159
80	0,5096812844276428	0,5683957934379578	0,07582996785640717	0,07011069357395172
90	0,5168203115463257	0,5536920428276062	0,07439229637384415	0,06412428617477417
100	0,5182840824127197	0,47873955965042114	0,08162997663021088	0,1348419189453125
110	0,5360461473464966	0,5613406300544739	0,07261865586042404	0,08617696911096573
120	0,5353367328643799	0,5766665935516357	0,07220753282308578	0,048485927283763885
130	0,5486199259757996	0,5682351589202881	0,07037948071956635	0,06311243027448654
140	0,5413098931312561	0,5658076405525208	0,06851591914892197	0,06111401319503784
149	0,5520762205123901	0,5459949970245361	0,06929425150156021	0,08435392379760742

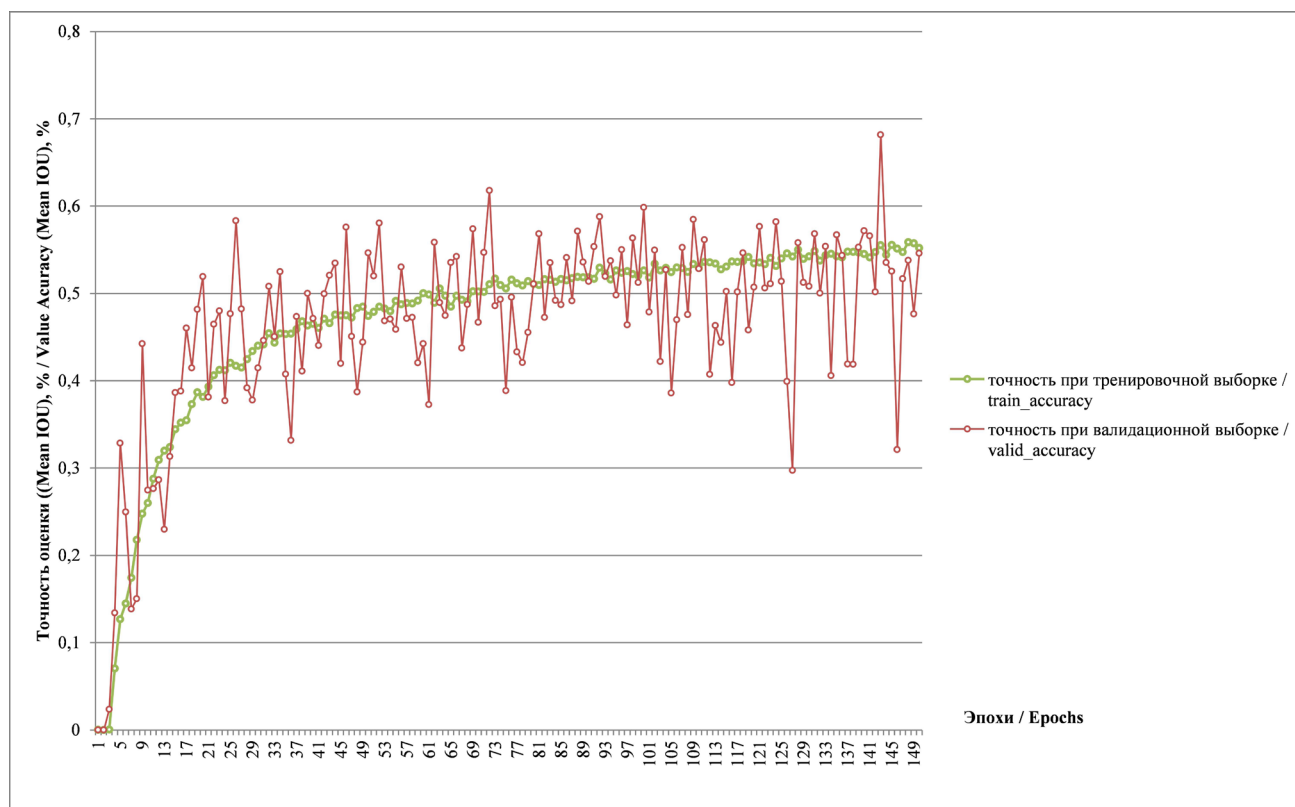


Рис. 7. График зависимости показателя MeanIoU от эпохи обучения
 Fig. 7. Graph of the dependence of the MeanIoU indicator on the training epoch

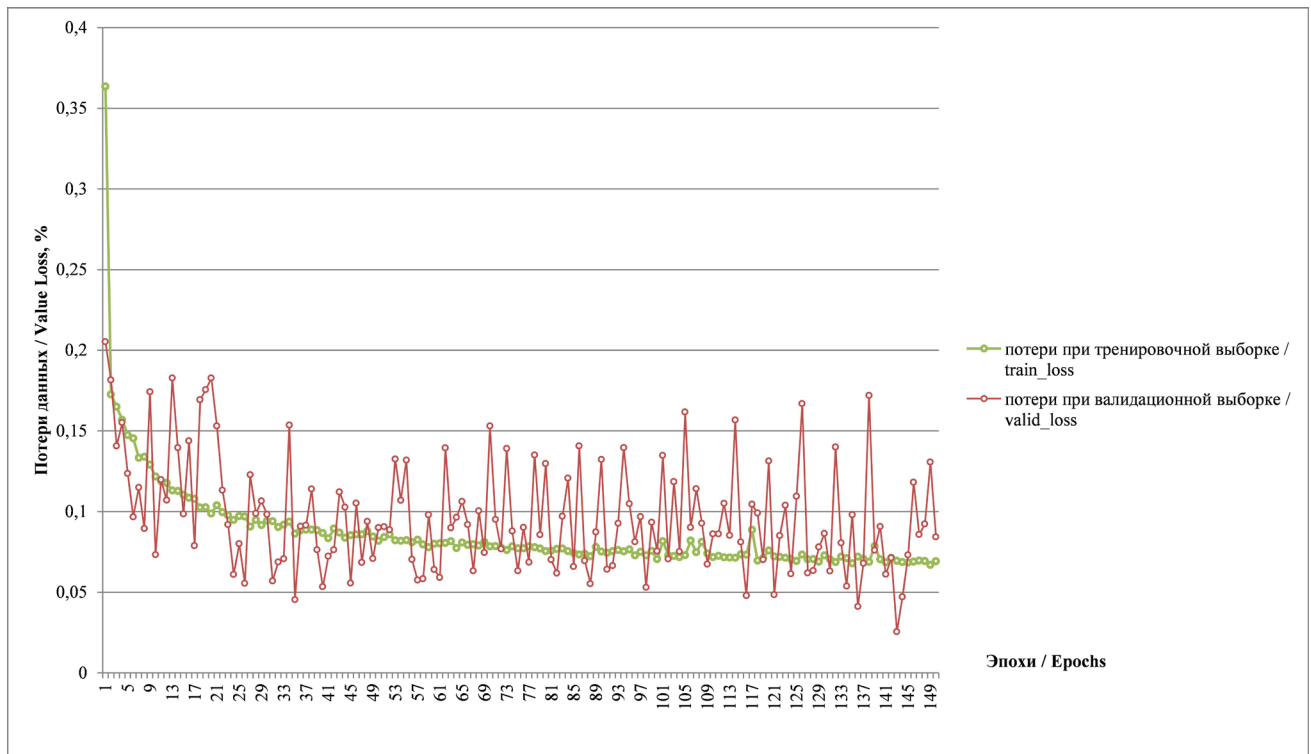


Рис. 8. График зависимости функции потерь от эпохи обучения

Fig. 8. Graph of the dependence of the loss function on the training epoch

учитывался с целью избегания переобучения модели. Таким образом, контрольной точкой при оценке точности обучения в процессе мы считали оптимальным соотношение сразу двух показателей.

Такой подход был выбран на том основании, что более ранние эксперименты, основанные на классическом методе оценки точности нейросети по значению *IOU*, показывали отрицательные результаты. Это было вызвано в первую очередь специфичностью данных, а именно высокой загруженностью истинных карт признаков в совокупности с высокой однородностью исходных сведений, что вело к снижению точности *IOU* при обучении модели на фоне увеличения показателя весового градиента и тем самым способствовало переобучению модели.

Выводы

В результате обучения нейронной сети идентификации зданий и сооружений максимальная точность распознавания объектов составила 68 % на 143 эпохе обучения из 150. При анализе графиков можно заметить (рис. 7 и рис. 8), что рассмотренный подход способствует увеличению скорости обучения. Так, в диапазоне 5–10 эпох обучения наблюдается значительный прирост точности нейронной сети по метрике *IOU* и снижение значения функции потерь, а также плавный переход обеих зависимостей на ярко выраженное плато, что говорит о сохранении показателя весового градиента между эпохами и, как следствие, избегании явления переобучения модели.

Данные, получаемые на первом подэтапе, передаются на следующий, а именно на определение степени разрушения зданий и сооружений нейронной сетью *U-Net* с классификатором *VGG16*, обучению которой будет посвящено дальнейшее исследование.

Таким образом, в настоящей статье рассмотрена структура проведения поисково-спасательных работ с применением

каскада нейросетей, предназначенных определять степень разрушения зданий и границы зон проведения поисковой операции. Благодаря полученной информации удастся сократить время принятия специалистами управленческих решений, что позволит ускорить процесс выполнения поисково-спасательных работ и увеличить количество спасенных людей.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Кабанов О. В., Журавлева Л. А. Машины и оборудование для ликвидации последствий ЧС: краткий курс лекций для студентов направления подготовки 23.03.02 Наземные транспортно-технологические комплексы. Саратов : СГАУ, 2015. 109 с.
2. До, Хоанг Тхань, Топольский, Н. Г., Мокшанцев, А. В. Модель и алгоритм поиска пострадавших при чрезвычайных ситуациях и пожарах с использованием диаграммы Вороного // Технологии техносферной безопасности. 2019. № 4 (86). DOI: <http://doi.org/10.25257/TTS.2019.4.86.53-61>.
3. Мокшанцев А. В., Береснев Д. С. Комплексный подход при планировании поисково-спасательных работ // Материалы V междунар. науч.-практ. конф. молодых ученых и специалистов «Проблемы техносферной безопасности — 2016». М. : Академия ГПС МЧС России, 2016. 382 с.
4. Руководство по международному авиационному и морскому поиску и спасанию. ИМО, ICAO. Любое издание, том 1, 2, 3. International Aeronautical and Maritime Search and Rescue Manual. IMO, ICAO. Any edition, volume 1, 2, 3.
5. Мокшанцев, А. В., Топольский, Н. Г., До, Тхань Хоанг. Модель информационной системы поддержки принятия управленческих решений при проведении поисковых работ в условиях пожара // Исторический опыт, современные проблемы и перспективы образовательной и научной деятельности в области обеспечения пожарной безопасности : сб. тезисов докладов междунар. науч.-практ. конф. М. : Академия ГПС МЧС России, 2018. С. 543–547. DOI: <http://doi.org/10.25257/TTS.2019.4.86.53-61>.
6. Напольских, М. Л. Ремесло спасателя. Поисково-спасательные работы в природной среде. Архангельск, 2011. 194 с. URL: https://aocc.ru/wp-content/uploads/downloads/2012/11/Napolskih_SAR.pdf (дата обращения: 03.03.2025).
7. Юдинцев, Б. С. Синтез нейросетевой системы планирования траекторий для группы мобильных роботов // Системы управления, связи и безопасности. 2019. № 4. С. 163–186. DOI: <http://doi.org/10.24411/2410-9916-2019-10406>.
8. Zenkevich, S. L., Nazarova, A. V., Huo Jianwen. Formation Control of Ground Multi-agent System Using Quadcopter with Camera // In: Kravets A. (eds) Robotics: Industry 4.0 Issues & New

Intelligent Control Paradigms. *Studies in Systems, Decision and Control*, Springer. 2020. Vol. 272. pp. 113–124. DOI: http://doi.org/10.1007/978-3-030-37841-7_9.

9. Dousai, N. M. K., Lončarić, S. Detecting humans in search and rescue operations based on ensemble learning // *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. pp. 26481–26492. DOI: <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3156903>.

10. Hakimy Salem, M. S., Kamaru Zaman, F. H., Tahir, N. Md. Human detection implementation on UAVs in search and rescue operation // *Journal of Electrical & Electronic Systems Research*. 2021. Vol. 18. pp. 70–76. DOI: <http://doi.org/10.24191/jeesr.v18i1.012>.

11. Аварийно-спасательные работы в условиях разрушенных зданий. Особенности технологии, организации и управления : монография / С. П. Чумак ; МЧС России. М. : ФГУ ВНИИ ГОЧС (ФЦ), 2010. 232 с.

12. Порошин, И. Е., Титов, М. А. Использование искусственных нейронных сетей для параметрической идентификации объектов // *Молодой учёный*. 2020. № 26 (316). С. 39–42. URL: <https://moluch.ru/archive/316/72192/> (дата обращения: 02.03.2025).

13. Simonyan, K., Zisserman, A. Very Deep Convolutional Net-works for Large-Scale Image Recognition // *Cornell University : website*. URL: <https://arxiv.org/abs/1409.1556> (date of application: 02.03.2025).

14. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, 5–9 October 2015*. Berlin : Heidelberg : Springer, 2015. Vol. 9351. pp. 234–241. DOI: <http://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597>.

REFERENCES

1. Kabanov O. V., Zhuravleva L. A. Machines and equipment for emergency response: a short course of lectures for students of training direction 23.03.02 Land transport and technological complexes. Saratov : SGAU, 2015. 109 p.

2. Do, Hoang Thanh, Topolsky, N. G., Mokshantsev, A. V. Model and algorithm of searching for victims in emergency situations and fires using Voronoi diagram // *Technosphere safety technologies*. 2019. № 4 (86). DOI: <http://doi.org/10.25257/TTS.2019.4.86.53-61>.

3. Mokshantsev A. V., Beresnev D. S. Integrated approach in planning of search and rescue operations // *Proceedings of the V Intern. Conf. of young scientists and specialists “Problems of technosphere safety — 2016”*. М. : Academy of State Fire Service of the Ministry of Emergency Situations of Russia, 2016. 382 p.

4. Guidelines for International Aviation and Maritime Search and Rescue. IMO, ICAO. Any edition, volume 1, 2, 3. *International Guide to Aviation and Maritime Search and Rescue*. IMO, ICAO. Any edition, volume 1, 2, 3.

5. Mokshantsev, A. V., Topolsky, N. G., Do, Thanh Hoang. Model of the information system to support management decision-making during search operations in fire conditions // *Historical experience, current problems and prospects of educational and scientific activities in the field of fire*

safety : collection of abstracts of reports of the international scientific and practical conference. M. : Academy of State Fire Service of the Ministry of Emergency Situations of Russia, 2018. pp. 543–547. DOI: <http://doi.org/10.25257/TTS.2019.4.86.53-61>.

6. Napolskikh, M. L. The lifeguard's craft. Search and rescue operations in the natural environment. Arkhangelsk, 2011. 194 p. URL: https://aocc.ru/wp-content/uploads/downloads/2012/11/Napolskih_SAR.pdf (date of application: 29.01.2025).

7. Yudinsev, B. S. Synthesis of the neural network system of trajectory planning for a group of mobile robots // Control, communication and security systems. 2019. № 4. pp. 163–186. DOI: <http://doi.org/10.24411/2410-9916-2019-10406>.

8. Zenkevich, S. L., Nazarova, A. V., Huo Jianwen. Formation Control of Ground Multi-agent System Using Quadcopter with Camera // In: Kravets A. (eds) Robotics: Industry 4.0 Issues & New Intelligent Control Paradigms. Studies in Systems, Decision and Control, Springer. 2020. Vol. 272. pp. 113–124. DOI: http://doi.org/10.1007/978-3-030-37841-7_9.

9. Dousai, N. M. K., Lončarić, S. Detecting humans in search and rescue operations based on ensemble learning // IEEE Access. 2022. Vol. 10. pp. 26481–26492. DOI: <http://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3156903>.

10. Hakimy Salem, M. S., Kamaru Zaman, F. H., Tahir, N. Md. Human detection implementation on UAVs in search and rescue operation // Journal of Electrical & Electronic Systems Research. 2021. Vol. 18. pp. 70–76. DOI: <http://doi.org/10.24191/jeesr.v18i1.012>.

11. Emergency rescue work in the conditions of destroyed buildings. Features of technology, organisation and management : a monograph / S. P. Chumak ; Ministry of Emergency Situations of Russia. M. : FGU VNII GOCHS (FTS), 2010. 232 p.

12. Poroshin, I. E., Titov, M. A. Use of artificial neural networks for parametric identification of objects // Young Scientist. 2020. № 26 (316). pp. 39–42. URL: <https://moluch.ru/archive/316/72192/> (date of application: 02.03.2025).

13. Simonyan, K., Zisserman, A. Very Deep Convolutional Net-works for Large-Scale Image Recognition // Cornell University : website. URL: <https://arxiv.org/abs/1409.1556> (date of application: 02.03.2025).

14. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In Medical image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, 5–9 October 2015. Berlin : Heidelberg : Springer, 2015. Vol. 9351. pp. 234–241. DOI: <http://doi.org/10.48550/arXiv.1505.04597>.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Цветков Геннадий Александрович, д-р техн. наук, профессор кафедры безопасности жизнедеятельности Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Российская Федерация, г. Пермь, ул. Комсомольский проспект, д. 29); РИНЦ ID: 150450; e-mail: zvetkov71043@mail.ru

Коковин Андрей Николаевич, аспирант Пермского национальный исследовательского политехнического университета (614990, Российская Федерация, г. Пермь, ул. Комсомольский проспект, д. 29); e-mail: kokovin.andriy@yandex.ru

Потураев Пётр Сергеевич, аспирант Пермского государственного национального исследовательского университет (614068, Российская Федерация, г. Пермь, ул. Букирева, д. 15); РИНЦ ID: 1160767; e-mail: poturaevpetr@gmail.com

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Gennady A. Tsvetkov, Dr. Sci. (Eng.), Professor of the Department of Life Safety of Perm National Research Polytechnic University (29 Komsomolsky Prospekt St., Perm, 614990, Russian Federation); RSCI ID: 150450; e-mail: zvetkov71043@mail.ru

Andrey N. Kokovin, postgraduate student of Perm National Research Polytechnic University (29 Komsomolsky Prospekt St., Perm, 614990, Russian Federation); e-mail: kokovin.andriy@yandex.ru

Petr S. Poturaev, postgraduate student of Perm State National Research University (15 Bukirev St., Perm, 614068, Russian Federation); RSCI ID: 1160767; e-mail: poturaevpetr@gmail.com

Поступила в редакцию 10.02.2025
Одобрено после рецензирования 21.02.2025
Принята к публикации 14.03.2025