

УДК 004.932; 621.3.051

DOI: [10.26102/2310-6018/2023.40.1.003](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2023.40.1.003)

Методика построения траектории беспилотных летательных аппаратов для автономного сбора визуальных данных о повреждениях линий электропередач в инфракрасном и ультрафиолетовом спектрах

М.А. Астапова¹✉, И.В. Лебедев^{1,2}, М.Ю. Уздяев¹

¹Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук, Санкт-Петербург, Российская Федерация

²Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук, Санкт-Петербург, Российская Федерация
marinaastapova55@gmail.com✉

Резюме. Нагрев элементов линий электропередач (ЛЭП) и коронные разряды, возникающие на токопроводящих элементах ЛЭП, являются серьезными проблемами, которые могут привести к отказам в энергетической системе. Выявление данных повреждений требует специализированного оборудования, позволяющего получать изображения в инфракрасном (ИК) спектре для обнаружения нагрева и в ультрафиолетовом (УФ) спектре для обнаружения коронного разряда. Использование автономных беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), оборудованных специализированными средствами съемки, позволяет автоматизировать процесс инспекции обозначенных повреждений. При этом траектория автономного движения БПЛА должна строиться с учетом пространственно-геометрических особенностей инспектируемых ЛЭП, а также требований к выборке изображений, получаемой в ходе инспекции повреждений ЛЭП. Однако вопросы построения траекторий движения с учетом обозначенных требований остаются во многом не проработаны. В рамках данного исследования предлагается новая методика построения траекторий движения БПЛА, отличающаяся формированием параметров траектории с учетом конструктивных ЛЭП (пространственное расположение и геометрические характеристики башен ЛЭП, и ключевых элементов (КЭ) ЛЭП), и требований к собираемым данным (наличие повреждений в кадре, репрезентативность объектов, унифицированность представленных объектов). Для проверки методики в среде трехмерного моделирования Blender была выполнена симуляция автономной инспекции нагрева проводов и коронного разряда у трех видов ЛЭП посредством автономного БПЛА. В результате была собрана выборка изображений в ИК, и УФ спектрах, состоящая из 1300 изображений, на которых представлено 1376 уникальных ракурсов 17 симулированных повреждений, унифицированных для каждого типа ЛЭП, что свидетельствует о перспективе данной методики для построения траекторий автономного полета БПЛА с целью сбора репрезентативных выборок данных о повреждениях ЛЭП в УФ и ИК спектрах.

Ключевые слова: автономные беспилотные летательные аппараты, построение траекторий, автоматический мониторинг, алгоритмы аэросъемки, сбор данных.

Благодарности: работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта №20-08-01056 А.

Для цитирования: Астапова М.А., Лебедев И.В., Уздяев М.Ю. Методика построения траектории беспилотных летательных аппаратов для автономного сбора визуальных данных о повреждениях линий электропередач в инфракрасном и ультрафиолетовом спектрах. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2023;11(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1297> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.40.1.003

The methodology for unmanned aerial vehicle trajectory forming for the autonomous gathering of visual data on electric powerline defects in infrared and ultraviolet spectra

M.A. Astapova¹✉, I.V. Lebedev^{1,2}, M.Y. Uzdiaev¹

¹St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences,
Saint Petersburg, Russian Federation

²St. Petersburg Institute for Informatics and Automation of the Russian Academy of Sciences,
Saint Petersburg, Russian Federation
marinaastapova55@gmail.com✉

Abstract. Powerline element heat and corona discharge occurring in current conducting elements are significant problems that may cause serious faults in energetic systems. These defects require special equipment that makes it possible to obtain images in infrared (IR) and ultraviolet (UV) spectra for heat and corona discharge detection, respectively. The use of autonomous unmanned aerial vehicles (UAV) equipped with the appropriate cameras provide automation of such defect detection. Concurrently, the trajectory of the autonomous UAV should be formed according to the spatio-geometric features of the inspected power lines and the requirements for the image sample obtained during the inspection of the damaged powerline. However, the issues related to forming UAV trajectory consistent with the specified requirements have not been properly explored. As part of this research, a new method for UAV trajectory forming is presented. The method is characterized by forming the trajectory according to the spatio-geometric features of the inspected powerlines with its key components and the requirements for the collected data (the presence of damage in the image, object representativeness, unification of the represented objects). The method was tested in the Blender 3D modeling environment by simulation of the autonomous wire heating and corona discharge inspection in three powerline types. As a result, a sample of IR and UV spectra images was collected. The sample consists of 1300 images, which represents 1376 unique angles of 17 cases of simulated damage, which indicates the viability of this technique for constructing UAV autonomous flight trajectories in order to collect representative sample data on powerline damage in UV and IR spectra.

Keywords: autonomous UAVs, trajectory construction, automatic monitoring, aerial survey algorithms, data collection.

Acknowledgments: the reported research was carried out with the financial support of the Russian Foundation for Basic Research as part of scientific project No. 20-08-01056 A.

For citation: Astapova M.A., Lebedev I.V., Uzdiaev M.Y. The methodology for unmanned aerial vehicle trajectory forming for the autonomous gathering of visual data on electric powerline defects in infrared and ultraviolet spectra. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2023;11(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1297> DOI: 10.26102/2310-6018/2023.40.1.003 (In Russ.).

Введение

Мониторинг состояния элементов ЛЭП является важной и актуальной задачей для сфер энергетики и промышленности. Своевременное выявление и оперативный ремонт поврежденных элементов является важной составляющей энергетической безопасности. Однако выполнение этой процедуры требует значительных временных трудовых и финансовых затрат: традиционные методики мониторинга ЛЭП подразумевают оценку состояния элементов ЛЭП бригадами промышленных альпинистов, которые должны взобраться на каждую опору ЛЭП и непосредственно оценить состояние того или иного элемента.

Одним из вариантов ускорения и удешевления мониторинга состояния элементов ЛЭП является использование БПЛА, которые могут выполнять облет и дистанционную

съемку элементов многокилометровых ЛЭП. При этом БпЛА обычно управляется оператором дистанционно. В ходе облета выполняется сбор фото- или видеоданных, анализ которых в дальнейшем позволит определить повреждения элементов ЛЭП. С целью дальнейшего сокращения временных и трудовых затрат, процессы облета ЛЭП и анализа собранных данных также нуждаются в автоматизации. Для автоматизации процесса облета ЛЭП в целях мониторинга состояния частей требуется разработка специализированных методик, учитывающих особенности конструкции опор ЛЭП. При этом, ввиду сложностей, связанных с согласованием, подготовкой и проведением полетов БпЛА, актуальным становится симуляция полетов БпЛА в специализированных средах, таких как Gazebo [1], Blender [2] и др. Симуляция позволяет заранее определить ключевые параметры и условия проведения полета, протестировать траекторию: смоделировать заранее заданные условия полета с учетом специфических условий и требований решаемой задачи, достижение которых на практике может быть затруднено.

Другой важной проблемой является выработка методик для сбора информации о повреждениях элементов ЛЭП с целью мониторинга их состояния. Существует широкий спектр повреждений элементов ЛЭП [3]. Среди этого спектра особо следует выделить следующие классы: повреждения изоляторов (сколы, отсутствие частей, коронный разряд), повреждения опор (коррозия, наличие гнезд птиц, падение), повреждения проводов (обрыв, нагрев, наличие посторонних предметов), арматуры (отсутствие деталей, поломка деталей, нагрев). При этом специфика каждого класса повреждений должна определять соответствующую методику сбора данных. Действия, входящие в методику, должны учитывать требования к собираемой выборке данных, чтобы на основе анализа собранных данных можно было с высокой эффективностью определять повреждения того или иного вида. Однако, этим вопросам также уделяется недостаточное внимание в современной научной литературе. Обоснование этому тезису будет дано далее в обзоре известных подходов. Также возникают трудности в сборе репрезентативных выборок достаточного объема для моделей глубокого обучения, что может быть вызвано малой распространенностью повреждений и необходимостью их целенаправленного поиска в реальных ЛЭП.

Часть классов повреждений могут быть определены при помощи непосредственного визуального осмотра элементов ЛЭП, либо изображений элементов ЛЭП, полученных посредством БпЛА. Однако, часть классов повреждений не может быть выявлена на основе непосредственного визуального осмотра. Основными такими классами повреждений являются нагрев элементов ЛЭП и коронный разряд изоляторов ЛЭП. При этом повреждения этих классов легко определяются на основе визуального анализа изображений, полученных в ультрафиолетовом и инфракрасном спектрах для коронного разряда и нагрева элементов ЛЭП соответственно, что не требует задействования интеллектуальных методов распознавания. При этом, вопросам систематизации и унификации процесса сбора данных таких повреждений посредством БпЛА в указанных спектрах также уделяется недостаточно внимания.

Еще одним аспектом общей автоматизации процесса мониторинга является автоматизация частного процесса анализа визуальных данных (изображений) в различных спектрах для определения класса повреждения элементов ЛЭП. Для автоматизации процесса анализа целесообразнее всего применять методы машинного зрения, основанные на подходах глубокого обучения: подходы глубокого обучения показывают лучшие результаты в различных задачах компьютерного зрения: классификации объектов [4], детекции объектов на изображениях [5, 6], сегментации объектов [7-9] и т. д. Это делает подходы глубокого обучения наиболее перспективными в задаче автоматизации анализа изображений с БпЛА, на которых отображены повреждения элементов ЛЭП. Подходы глубокого обучения, в свою очередь, требуют

больших репрезентативных обучающих выборок для обеспечения эффективного решения соответствующей задачи [10]. Одним из путей формирования репрезентативных выборок данных является четкое определение и унификация условий и требований к выборкам: условий получения данных, распределения данных, требований к решаемой задаче, условий конкретных ситуаций получения данных, методик разметки и т. д. Посредством формирования однозначных условий и требований к выборкам определяются инварианты в данных и снижается степень их неопределенности. Репрезентативные выборки изображений обычно собираются посредством унификации ракурсов съемки объектов, что позволяет отразить на двумерном изображении большинство признаков, представленных в пространстве, а также снизить неопределенность в данных [11-13]. Однако данные выборки изображений, по большей части, собираются не систематизировано и не унифицировано не только при анализе повреждений ЛЭП, но в более общих задачах анализа изображений. Несистематизированность в требованиях к процедурам сбора и разметки данных ведет к тому, что результаты, достигнутые алгоритмом машинного обучения на одной выборке данных, становится невозможным обобщить на другую сходную выборку данных.

В рамках данного исследования предлагается новая методика построения траектории автономного движения БПЛА, выполняющего инспекцию опор ЛЭП посредством сбора визуальных данных о состоянии элементов ЛЭП в ультрафиолетовом и инфракрасном спектрах для выявления коронного разряда и нагрева элементов ЛЭП. Научная новизна методики заключается в планировании траектории полета малого БПЛА мультироторного типа с учетом конструкционной особенности конкретных ЛЭП, а также с учетом требований к собираемым визуальным данным в ультрафиолетовом и инфракрасном спектрах.

Ввиду обозначенных выше сложностей с организацией, проведением полетов БПЛА для сбора реальных данных, необходимостью наличия дорогостоящего оборудования, а также в связи с трудностями в сборе репрезентативных выборок повреждений элементов ЛЭП, в рамках данной работы была выполнена симуляция полета со сбором данных в среде Blender. Помимо отсутствия необходимости согласовывать полеты БПЛА, симуляция также позволяет смоделировать требуемые виды повреждений на элементах ЛЭП и получить выборку требуемого размера и свойств.

Обзор известных подходов

Ряд работ раскрывает вопросы автономной инспекции ЛЭП посредством БПЛА. В работе [14] авторы выполняют построение траектории автономного облета БПЛА опоры ЛЭП в рамках инспекции состояния ЛЭП. При построении траектории авторы учитывают конструктивные особенности конкретных опор ЛЭП: высоту башни, ширину траверсов (стоек). Однако, данное исследование не предполагает автоматизированного анализа изображений элементов ЛЭП, поэтому авторы не учитывают требования к получаемым изображениям. Авторами [15] рассматривается обучение и тестирование метода детекции Mask R-CNN [16] применительно к задаче распознавание как башен ЛЭП, так и элементов башен ЛЭП. Обучение и тестирование Mask R-CNN выполнялось на выборке, изображений, собранной в ходе инспекции ЛЭП посредством БПЛА в провинции Гуандун, КНР. К сожалению, авторы не приводят сведений о методике съемки, выполненной при помощи БПЛА. В работе [17] предлагается подход к построению динамической траектории движения БПЛА, в рамках которого дальнейшая траектория полета вычисляется на основе данных о детектировании элементов ЛЭП

(проводов и опор) посредством сверточной нейронной сети Faster R-CNN (Faster Region based Convolutional Neural Network) [18]. Несмотря на реализацию построения динамической траектории, данный подход не позволяет сохранить универсальность траектории движения БПЛА, которая необходима для сбора данных о повреждениях элементов ЛЭП. В работе [19] авторы предложили метод построения оптимальных траекторий для автоматизированного обследования ЛЭП при помощи БПЛА с учетом особенностей расположения опор ЛЭП на местности. Другой отличительной особенностью предлагаемого метода является детектирование опор ЛЭП и изоляторов, выполняемое на бортовом вычислительном устройстве БПЛА. Однако, при построении траектории не учитываются конструкционные особенности самих башен ЛЭП, а также не учитываются вопросы, касающиеся сбора данных о повреждениях элементов ЛЭП.

В современной научной литературе представлен ряд работ, посвященных автоматизации анализа изображений поврежденных элементов ЛЭП в УФ спектре. В работе [20] исследуются условия, влияющие на детекцию коронного разряда в УФ спектре. Исследование выполнялось в лабораторных условиях, где при помощи специализированных высоковольтных установок генерировался разряд, снимаемый посредством УФ камеры DayCor SuperV с фиксированной точки на земле. Вопросы применения БПЛА внимания не уделено.

Работа [21] посвящена вопросам применения специализированного оборудования для съемки коронного разряда на элементах ЛЭП посредством БПЛА в УФ спектре, а также вопросам детекции коронного разряда на полученных УФ-изображениях. Данная работа, однако, не затрагивает вопросы построения траектории движения БПЛА, выполняющего съемку коронного разряда в УФ-спектре.

Работа [22] рассматривает лишь самые общие вопросы применения БПЛА при инспекции элементов ЛЭП в УФ спектре. Вопросы построения траекторий БПЛА для сбора данных в УФ-спектре в данной работе остаются не раскрытыми.

В статье [23] представлен метод обработки видео, основанный на глубоком обучении в УФ и видимом диапазонах, а также выборка видео данных в видимом и УФ диапазонах. Объем выборки составил 900 видео. Данные были получены при помощи зафиксированных на земле камер, реальных ЛЭП в различных географических точках Ирана. При этом вопросы детальных условий съемки в данной работе не рассматриваются.

Ряд работ освещает автоматическую детекцию нагрева элементов ЛЭП в ИК спектре. В статье [24] представлен метод детектирования цепочек изоляторов на инфракрасных изображениях и внешний вид цепочек изоляторов на основе двоичных надежных инвариантных масштабируемых ключевых точек BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) и вектора локально агрегированных дескрипторов VLAD (Vector of locally aggregated descriptors). Также в данной работе описывается выборка, содержащая 1684 изображения элементов ЛЭП, полученных при съемке с земли посредством тепловизора FLIR T340. Из описания процедуры съемки нельзя сделать вывода о систематизированном сборе данных.

В статье [25] авторы предлагают новый подход к анализу повреждений в высоковольтном оборудовании, используя преимущества инфракрасной термографии и подхода глубокого обучения. Инфракрасные изображения элементов были получены при съемке с земли с помощью тепловизора FLIR T630. Всего было собрано 2000 изображений. Вопросам унификации процесса съемки внимания уделено не было.

В статье [26] предложена структура для автоматической диагностики нагрева элементов ЛЭП посредством анализа ИК-изображений, которые были собраны во время полевой инспекции с использованием БПЛА. В результате была получена выборка,

состоящая из 4000 изображений в видимом и ИК спектрах. К сожалению, авторы не предоставили информацию о том, как именно строилась траектория полета БПЛА.

Также ряд работ посвящен вопросам составления и разметки обучающих выборок. Набор данных CPLID [27], содержит 848 изображений ЛЭП в видимом спектре, полученных при облете ЛЭП БЛА. Также этот набор данных содержит синтетические изображения поврежденных изоляторов ЛЭП для решения задачи их автоматической детекции (248 изображений из 848). К сожалению, авторы не затрагивают аспекты облетов ЛЭП, в ходе которых были получены изображения.

Набор данных [28] содержит всего 8400 изображений, собранных в видимом и инфракрасном спектрах в равном количестве. Данный набор данных был собран с целью решения задачи распознавания проводов для обеспечения безопасности полетов. К сожалению, авторы не сообщают ни средства, при помощи которых были собраны данные, ни методику сбора данных.

Работа [29] посвящена задаче автоматической локализации БПЛА в ходе автономного облета опор ЛЭП. В рамках этой задачи была собрана выборка данных, состоящая из 1280 изображений ЛЭП в видимом спектре, размеченных согласно задаче локализации опор ЛЭП. Изображения для выборки были взяты из сети Интернет и из видео реальных облетов ЛЭП. К сожалению, выборка собиралась без учета параметров ЛЭП конкретных типов.

Набор данных для обнаружения повреждений изолятора [30] содержит 212 размеченных изображений и 204 фотоснимка изоляторов. Все изображения представлены в видимом спектре. Авторы приводят очень скудные сведения о способе получения данных, указывая лишь на то, что эти данные были получены в ходе инспекции реальной ЛЭП. Не указываются ни типы ЛЭП, ни способ управления БПЛА.

В работе [31] предлагается набор данных STN Power Line Assets Dataset, содержащий изображения в видимом спектре с высоким разрешением нескольких компонентов ЛЭП. Изображения были получены при помощи БПЛА, управляемым оператором, в соответствии с разработанным протоколом сбора данных. Однако в статье приведены лишь самые общие принципы, согласно которым, оператор БПЛА должен был выполнять съемку (съемка с нескольких ракурсов, съемка на равном расстоянии от ЛЭП). Конкретные данные о типах ЛЭП, их конструктивных особенностях, а также о пространственных параметрах самого полета (траектория, расстояние от ЛЭП) в работе не приведены. Результирующая выборка содержит 2409 аннотированных элементов на 133 изображениях.

В работе [32] рассматривается сбор и аннотация башен и проводов ЛЭП на изображениях, полученных с БПЛА. В работе приводятся самые общие требования к получаемым данным: вариативность масштабов съемки, вариативность ракурсов съемки. Однако в работе не освещены более важные вопросы учета в процессе съемки конструктивных особенностей ЛЭП конкретных типов.

В результате обзора известных подходов можно сделать следующие выводы. В общем, при планировании траектории автономного движения БПЛА недостаточно внимания уделяется пространственно-геометрическим особенностям исследуемых ключевых элементов ЛЭП. В работах, посвященных сбору и разметке выборок данных, содержащих элементы ЛЭП, не определяются требования к собираемым данным; условия сбора данных либо не описываются вообще, либо не выполняется их унификация с учетом конструктивных особенностей ЛЭП, а также требований к собираемым данным: в большинстве случаев сбор данных посредством БПЛА осуществляется при ручном управлении оператором; вопросам автоматического построения траекторий не уделяется должного внимания. В работах, посвященных детекции повреждений в УФ и ИК спектрах в недостаточной мере раскрываются как

вопросы сбора данных в этих спектрах посредством БПЛА, так и общие вопросы, касающиеся унификации условий съемки повреждений в соответствии с требованиями, выдвигаемыми к данным.

Обозначенные недостатки являются ключевыми, с точки зрения общей задачи автоматизации процесса мониторинга повреждений элементов ЛЭП. Поэтому в рамках данной работы предлагается новая методика, которая позволяет преодолеть недостатки не унифицированности сбора данных при помощи БПЛА посредством определения требований к данным и учета конструктивных особенностей ЛЭП при составлении траектории автономного полета БПЛА, в ходе которого выполняется получение данных о повреждениях ЛЭП в ИК и УФ спектрах.

Материалы и методы

Общее описание методики

Предлагаемая методика состоит из следующих шагов

1. Предварительный анализ предметной области и определение основных ее составляющих:

- а) описание конструктивных особенностей ЛЭП;
- б) описание рассматриваемых повреждений ЛЭП.

2. Определение требований к собираемым данным.

3. Формирование траектории для каждой задачи.

4. Моделирование сцен в Blender и определение конструктивных особенностей опор ЛЭП.

5. Выполнение полета, сбор и постобработка данных.

6. Выполнение разметки полученных данных и анализ выполненной разметки.

Далее подробно раскрывается каждый этап предлагаемой методики.

Описание конструктивных особенностей ЛЭП

Современные воздушные ЛЭП состоят из однотипных опор, к которым посредством траверс, кронштейнов и изоляторов подсоединены кабели, по которым выполняется передача электрической энергии. В рамках данной работы были рассмотрены ЛЭП трех типов [33]:

1) низковольтная ЛЭП с деревянными опорами, штыревыми изоляторами и расчетным напряжением 0,4 кВ;

2) высоковольтная ЛЭП с металлическими решетчатыми опорами, оборудованными гирляндами из 2-5 подвесных изоляторов и расчетным напряжением 35 кВ;

3) высоковольтная ЛЭП с бетонными опорами, штыревыми изоляторами и расчетным напряжением 6 кВ.

Все рассматриваемые типы ЛЭП приведены на Рисунке 1.

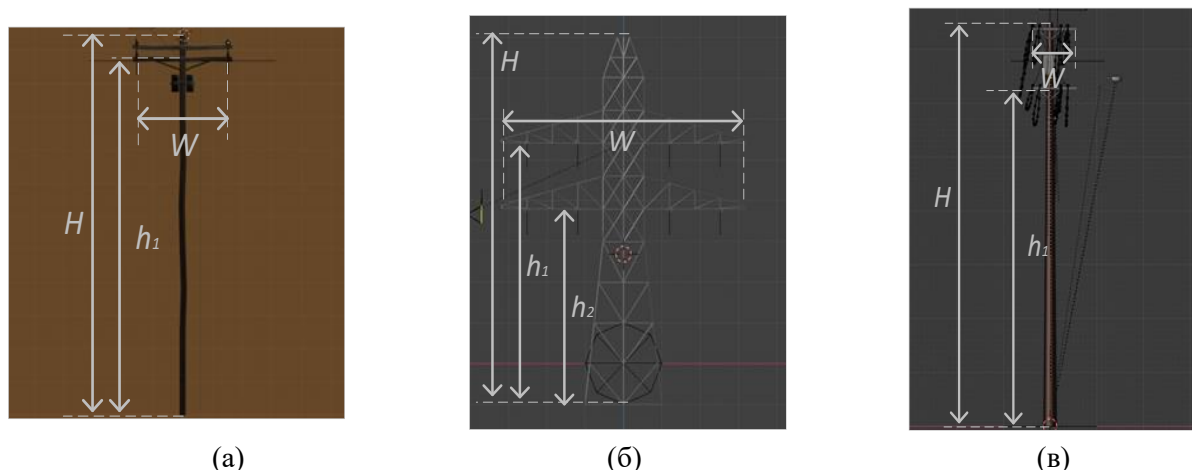


Рисунок 1 – Рассматриваемые типы ЛЭП. (а) – деревянная ЛЭП с одним траверсом; (б) – решетчатая ЛЭП с двумя траверсами; (в) – бетонная опора с двумя траверсами. H – высота башни; W – ширина самого широкого траверса; h_i – высота i -го траверса
Figure 1 – Considered types of powerlines. (a) – wooden powerline with one traverse; (b) – lattice powerline with two traverses; (c) – concrete support with two traverses. H is the height of the tower; W is the width of the widest traverse; h_i – height of the i -th traverse

В Таблице 1 сведены все основные параметры для каждого типа ЛЭП, изображенных на Рисунке 1. Помимо приведенных на Рисунке 1 параметров, для каждого из типов башен приводятся минимальные значения расстояний, на которые БПЛА может безопасно приближаться с учетом возможных электромагнитных воздействий со стороны ЛЭП. Эти данные были взяты на основании работ [34-36].

Таблица 1 – Параметры опор ЛЭП на моделируемых сценах
Table 1 – Parameters of powerline supports in simulated scenes

Тип башни	Высота башни H_{tower} , м	Ширина траверсов W , м	Минимально допустимое приближение	Количество изоляторов	Длина изолятора, м	Высота до каждого траверса h_1, h_2 , м	
						h_1 , м	h_2 , м
1	12	3,5	3	2	0,25	10,5	—
2	16	6	4	8	1,02	8	12
3	14	2	4	4	0,14	11	13,5

Анализ рассматриваемых повреждений ЛЭП

Технология съемки изображений в инфракрасном и ультрафиолетовом диапазонах спектра электромагнитного излучения позволяет выявить определенные виды повреждений ЛЭП, используя не сложные с вычислительной и алгоритмической точек зрения методы, которые позволяют однозначно локализовать соответствующее повреждение. В рамках данной работы мы рассматриваем нагрев элементов ЛЭП и коронный разряд.

Такой вид повреждений, как коронный разряд является утечкой тока, возникающей в случае превышения критического уровня ионизации воздуха вокруг токопроводящего элемента. При коронном разряде генерируется видимое и ультрафиолетовое электромагнитное излучение [37]. Самый простой способ определить местонахождение точки коронного разряда – это использовать датчики изображения УФ-диапазоне. Он выявляется на таких элементах, как изоляторы, провода, контактные

соединения. Наиболее опасен коронный разряд на изоляторах ЛЭП ввиду риска утечки тока в саму опору ЛЭП, к которой крепится изолятор. Ввиду этого, в рамках данной работы мы рассматриваем и моделируем коронные разряды на изоляторах ЛЭП.

Нагрев элементов ЛЭП может возникать из-за механических повреждений элементов ЛЭП, вызывающих изменение их сопротивления. При этом, нагрев элементов ЛЭП вообще невозможно определить на изображениях в видимом спектре. Однако, возникающее тепловое излучение сопровождается также заметным инфракрасным излучением, что может быть определено на изображениях в ИК-диапазоне [38]. В рамках данной работы мы рассматриваем и моделируем нагрев участков проводов ввиду того, что данный вид повреждения является одним из наиболее опасных ввиду потенциальной возможности оплавления проводов и их обрыва.

Определение требований к данным

Как было указано во введении, модели машинного обучения показывают лучшие результаты в строго ограниченных условиях. Несмотря на то, что на данный момент не существует систематизированных требований к формированию обучающих выборок, на основании предварительного анализа предметной области можно выделить основные параметры, которые могут служить в качестве ограничений при съемке. В рамках данной работы в качестве таких ограничений были выбраны следующие:

- 1) типы ЛЭП;
- 2) нахождение ключевого элемента (КЭ) ЛЭП в кадре;
- 3) большое количество экземпляров КЭ;
- 4) большое количество самих ракурсов для каждого КЭ (требование репрезентативности);
- 5) фиксированные ракурсы съемки (требование унификации условий получения данных).

Раскроем подробнее каждое из требований. ЛЭП обычно состоят из башен одинаковой конструкции. Однородная конструкция ЛЭП, таким образом, определяет однородное расположение элементов, которые могут быть подвергнуты тем или иным повреждениям. В результате построение траекторий движения БПЛА с учетом специфики каждой конкретной ЛЭП позволяет унифицировать и получаемые в ходе инспекции данные, что, в свою очередь, позволяет снизить степень неопределенности данных при их анализе. Требование к нахождению в кадре КЭ является очевидным: без его выполнения будет невозможно обнаружить повреждение элемента ЛЭП на получаемых в ходе инспекции изображениях. Необходимость большого количества отдельных экземпляров КЭ в выборке обусловлено уже особенностями алгоритмов машинного обучения, которые для повышения эффективности своей работы требуют больших выборок. Следующее требование к большому количеству ракурсов съемки для каждого отдельного КЭ также обусловлено требованиями со стороны алгоритмов машинного обучения, а именно, требованиями к репрезентативности данных. Данное требование реализуется посредством вычисления параметров для соответствующих паттернов траекторий, что будет подробнее раскрыто далее в разделе «Планирование траектории движения БПЛА». Последнее ограничение на фиксированные ракурсы съемки обусловлено необходимостью унификации данных и снижения неопределенности при анализе повреждений ЛЭП конкретной конструкционной особенности.

Планирование траектории движения БПЛА

Сначала опишем общие принципы построения траекторий автономного движения БПЛА при сборе информации о ЛЭП, основанные на выдвинутых в предыдущем разделе требований, а также выделим наиболее значимые параметры, напрямую определяющие траектории движения БПЛА.

При сборе данных о ЛЭП БПЛА должен автономно двигаться вдоль динамически построенных траекторий. Данные траектории строятся на основе данных о расстоянии до ключевого объекта, выбора режима съемки (ИК, УФ), параметров камеры и паттерна движения, соответствующего ключевому элементу. КЭ – это элемент, обладающий определенными характеристиками местоположения и являющийся частью исследуемого объекта. В рамках данной работы, в качестве КЭ ЛЭП мы рассматриваем те элементы, подвергаемые обозначенным в разделе «Анализ рассматриваемых повреждений ЛЭП» повреждениям – провода, которые могут быть подвергнуты нагреву, изоляторы, которые могут быть подвергнуты коронному разряду. Сам паттерн является математической функцией, описывающей форму траектории обследования, которая, в свою очередь, зависит от введенных параметров полетной миссии. Сами параметры полетной миссии зависят от пространственно-геометрических особенностей обследуемого КЭ и от требований к получаемым данным (репрезентативность и большой объем), которые сформулированы в разделе «Определение требований к данным». Для сбора данных были использованы следующие паттерны движения: CIRP («circumvolant path», «обходной путь»), изображенные на Рисунке 2, позволяют избежать столкновения с опорами ЛЭП и упрощают обследование для большинства видов ЛЭП. Траектория TOLP в основном определяет движение БЛА вдоль оси OZ, траектория CIRP – движение вдоль осей OX и OY.

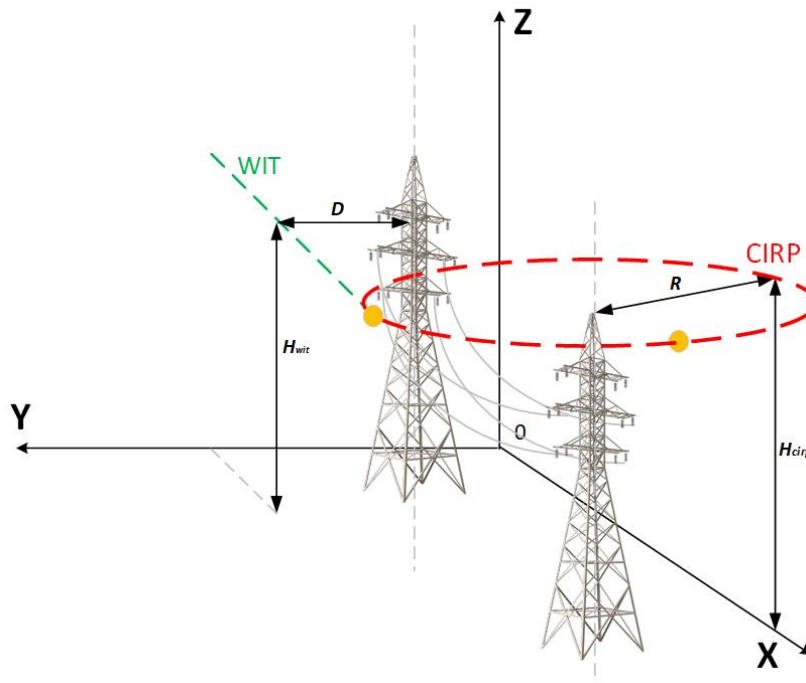


Рисунок 2 – Разработанные паттерны движения БЛА вблизи ЛЭП
 Figure 2 – Developed patterns of UAV movement near powerlines

Ввиду того, что одним из видов повреждений ЛЭП мы рассматриваем нагрев участков проводов ЛЭП, то при инспекции именно этого повреждения БПЛА должен

двигаться вдоль проводов таким образом, чтобы провода находились в поле зрения камеры БПЛА. Этот принцип реализуется посредством паттерна WIT («wire inspection trajectory»). Данный паттерн обеспечивает получение данных о ЛЭП в плоскости OXY и изображение участка ЛЭП (две опоры и провода между ними) в одной из плоскостей (OYZ или OYZ). Данный паттерн движения выражается определенной непрерывной математической функцией, обеспечивающей прямолинейное движения в плоскости OXY вдоль проводов ЛЭП:

$$P_{WIT} = y(x) = ax + b, \quad (1)$$

где $y(x)$ – функция, которая рассчитывает координату y БПЛА по оси OY , x – координата БПЛА по оси OX , a и b – коэффициенты уравнения.

В рамках данной работы для обеспечения репрезентативности данных, при помощи этого паттерна движения были построены три различные траектории, обеспечивающие представленность КЭ (проводов) в трех различных ракурсах: сбоку, с одной стороны, от опоры (Рисунок 3а); сверху над опорами (Рисунок 3б). При этом способ съемки проводов ЛЭП с другого бока зеркально отражает изображение на Рисунке 3а.

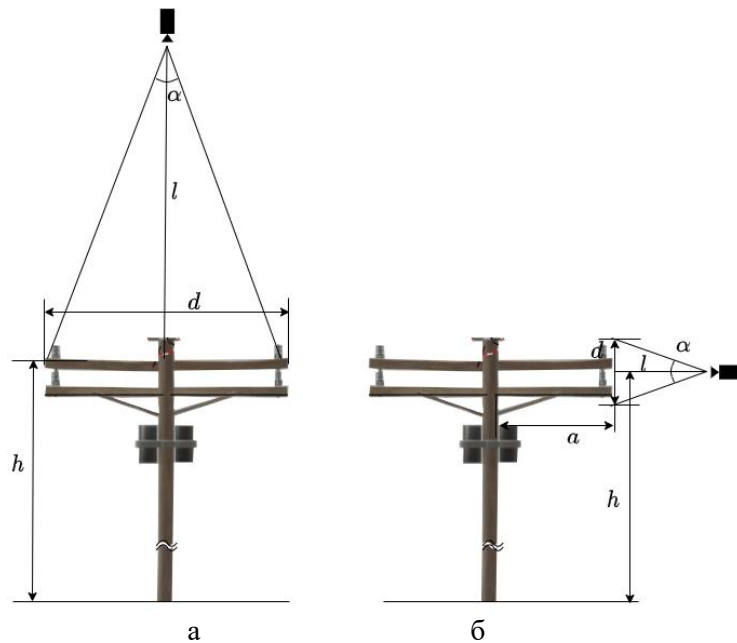


Рисунок 3 – Варианты реализации паттерна WIT: (а) – над опорами; (б) – сбоку параллельно от ЛЭП

Figure 3 – WIT pattern implementation options: (a) – above the supports; (b) – on the side parallel to the powerline

На Рисунке 3 h – высота КЭ, $a = W/2$ – расстояние от центра опоры до КЭ. Удаление камеры от КЭ l определяется линейным размером КЭ, d ; углом обзора камеры α :

$$l = \frac{d}{2 \operatorname{tg}\left(\frac{\alpha}{2}\right)}, \quad (2)$$

Для вычисления расстояния до КЭ l параметры α и d должны быть заданы изначально. Все эти траектории реализуют паттерн движения WIT, у которого имеется два ключевых параметра D и H_{witWIT} , которые определяют путевые точки траектории.

Отличительной особенностью паттерна WIT является универсальность для всех рассматриваемых вариантов ЛЭП. Для пролета над опорой (Рисунок 3а) $D=0$, а параметр H_{wit} рассчитывается как:

$$H_{wit} = h + l. \quad (3)$$

Для пролета слева или справа от опоры (Рисунок 3б) а параметр $H_{wit}=h$, а параметр D рассчитывается как:

$$D = a + l. \quad (4)$$

Другим рассматриваемым повреждением является коронный разряд на изоляторах ЛЭП. Требование к необходимости нахождения КЭ в кадре, а также требование репрезентативности данных определяют паттерн движения по круговой траектории в плоскости OXY ($CIRP$) как удовлетворяющий этим требованиям. Данный паттерн задается как:

$$P_{CIRP} = r(x, y) = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}, \quad (5)$$

где x_0, y_0 – координаты центра КЭ или опоры ЛЭП, $r(x, y)$ – функция расчета радиуса полета БПЛА в плоскости OXY , x, y – координата БПЛА по осям OX и OY . Движение по кругу само по себе обеспечивает репрезентативность данных, т. к. при такой съемке каждый КЭ представляется во множестве ракурсов. Для паттерна CIRP ключевыми параметрами, определяющими путевые точки траектории, являются радиус круговой траектории R и высота от земли H_{CIRP} . В рамках данной работы для обеспечения репрезентативности данных, при помощи этого паттерна движения, в зависимости от типа ЛЭП и расположения КЭ (изоляторов), был реализован паттерн CIRP, параметры которого по-разному вычислялись для различных способов расположения изоляторов: вертикального (Рисунок 4а) и горизонтального (Рисунок 4б).

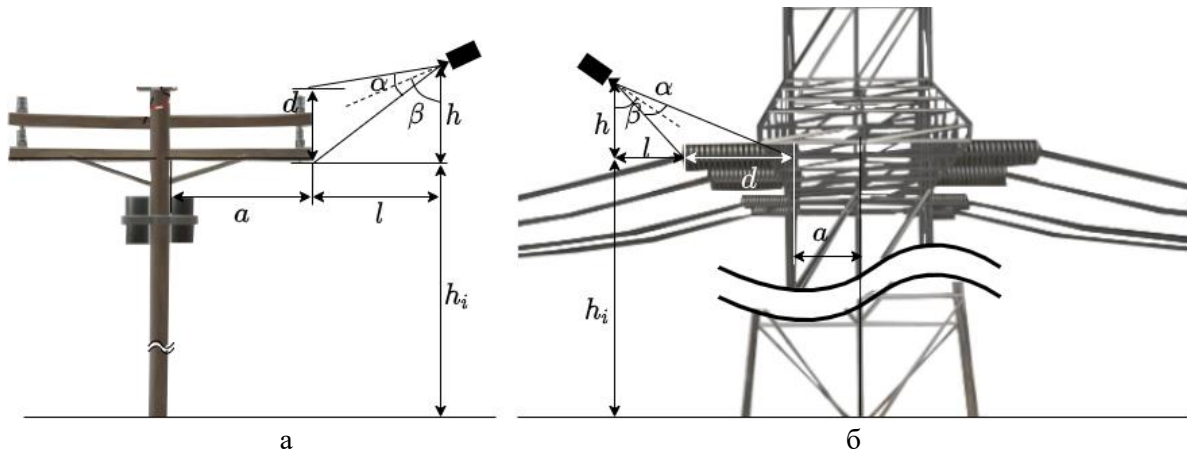


Рисунок 4 – Варианты реализации паттерна CIRP: (а) – облет башен ЛЭП сцен 1 и 3; (б) – облет башен ЛЭП сцены 2

Figure 4 – Options for implementing the CIRP pattern: (a) – flying around the towers of powerlines in scenes 1 and 3; (b) – flying around the towers of powerlines in scene 2

На Рисунке 4 h_i – высота i -го КЭ, совпадающая с высотой соответствующего траверса, a – расстояние от центра опоры до КЭ. Параметры удаления камеры БПЛА от КЭ l и h определяется линейным размером КЭ, d ; углом обзора камеры α и углом наклона камеры β , который был введен для того, чтобы БПЛА не сталкивался с проводами ЛЭП.

Для сцен 1 и 3 (Рисунок 1а, Рисунок 1в, Рисунок 4а) КЭ – это вертикально расположенный изолятор, параметры l и h которого вычисляются следующим образом:

$$h = \frac{d \cos\left(\beta - \frac{\alpha}{2}\right) \cos\left(\beta + \frac{\alpha}{2}\right)}{\sin(\alpha)}; \quad (6)$$

$$l = \frac{d \sin\left(\beta - \frac{\alpha}{2}\right) \cos\left(\beta + \frac{\alpha}{2}\right)}{\sin(\alpha)}. \quad (7)$$

Для сцены 2 (Рисунок 1б, Рисунок 4б) КЭ – это горизонтально расположенный изолятор, параметры l и h которого вычисляются следующим образом:

$$h = \frac{d \cos\left(\beta - \frac{\alpha}{2}\right) \sin\left(\beta + \frac{\alpha}{2}\right)}{\sin(\alpha)}; \quad (8)$$

$$l = \frac{d \sin\left(\beta - \frac{\alpha}{2}\right) \sin\left(\beta + \frac{\alpha}{2}\right)}{\sin(\alpha)}. \quad (9)$$

Для всех сцен параметр высоты H_{CIRP} вычисляется следующим образом:

$$H_{CIRP} = h_i + h, \quad (10)$$

где h_i – высота i -го траверса, к которому прикреплен инспектируемый КЭ.

Для сцен 1 и 3 параметр радиуса облета R вычисляется как:

$$R = a + l, \quad (11)$$

где $a = W/2$ – расстояние от центра опоры до КЭ.

Для сцены 2 параметр радиуса облета R вычисляется как:

$$R = a + d + l, \quad (12)$$

где a – расстояние от середины решетчатой опоры до КЭ (Рисунок 4б).

Все рассматриваемые паттерны траекторий движения обеспечивают унифицированный способ получения данных, определяемый единообразной для каждого повреждения траекторией, которая строится исходя из конструктивных особенностей каждой конкретной ЛЭП. Эти параметры задаются оператором и на основе их БПЛА рассчитывает путевые точки траектории.

На основании формул (2-4) вычисляются параметры для паттерна WIT, а на основании формул (6-12) вычисляются параметры паттерна CIRP. Все результаты сведены в Таблицу 2. При этом, в случае, если вычисленные значения параметров паттернов будут меньше минимально допустимых значений для определенного типа ЛЭП, параметры будут установлены в эти минимально допустимые значения.

Таблица 2 – Параметры траекторий автономного полета
Table 2 – Parameters of autonomous flight trajectories

№ сцены	Снимаемый КЭ	Спектры	Паттерн движения	Фиксированные параметры	Параметры паттерна
1	Провода	ИК	WIT – справа от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=0.5 \text{ м}$ $a=1.75 \text{ м}$	$H_{WIT} = 15 \text{ м}$ $D = 4.12 \text{ м}$
			WIT – слева от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=0.5 \text{ м}$ $a=1.75 \text{ м}$	$H_{WIT} = 15 \text{ м}$ $D = 4.12 \text{ м}$
			WIT – сверху от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=3.5 \text{ м}$ $h_1=10.5$	$H_{WIT} = 27.1 \text{ м}$ $D = 0 \text{ м}$
	Траверс 1 уровень	УФ	CIRP	$\alpha=12^\circ$ $d=0.5 \text{ м}$ $h_1=10.5 \text{ м}$	$H_{CIRP} = 11,8 \text{ м}$ $R = 5.3 \text{ м}$
2	Провода	ИК	WIT – справа от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=4 \text{ м}$ $a=3 \text{ м}$	$H_{WIT} = 10 \text{ м}$ $D = 19.1 \text{ м}$
			WIT – слева от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=4 \text{ м}$ $a=3 \text{ м}$	$H_{WIT} = 10 \text{ м}$ $D = 19.1 \text{ м}$
			WIT – сверху от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=6 \text{ м}$ $h_1=8 \text{ м}$	$H_{WIT} = 36.5 \text{ м}$ $D = 0 \text{ м}$
	Траверс 1 уровень	УФ	CIRP	$\alpha=12^\circ$ $\beta=60^\circ$ $d=1.02$ $h_1=8 \text{ м}$	$H_{CIRP} = 9.17 \text{ м}$ $R = 3.38 \text{ м}$
	Траверс 2 уровень		CIRP	$\alpha=12^\circ$ $\beta=60^\circ$ $d=1.02$ $h_2=12 \text{ м}$	$H_{CIRP} = 13,17 \text{ м}$ $R = 3.38 \text{ м}$
3	Провода	ИК	WIT – справа от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=2.5 \text{ м}$ $a=1 \text{ м}$	$H_{WIT} = 12.3 \text{ м}$ $D = 9.5 \text{ м}$
			WIT – слева от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=2.5 \text{ м}$ $a=1 \text{ м}$	$H_{WIT} = 12.3 \text{ м}$ $D = 9.5 \text{ м}$
			WIT – сверху от опоры	$\alpha=12^\circ$ $d=2 \text{ м}$ $h_1=8 \text{ м}$	$H_{WIT} = 23.1 \text{ м}$ $D = 0 \text{ м}$
	Траверс 1 уровень	УФ	CIRP	$\alpha=12^\circ$ $\beta=60^\circ$ $d=0.14$ $h_1=13.5 \text{ м}$	$H_{CIRP} = 13,9 \text{ м}$ $R = 3 \text{ м}$

Описание методики съемки

Моделирование в среде Blender

В целях проверки работоспособности предлагаемой методики съемки КЭ ЛЭП для выявления повреждений элементов ЛЭП в данной работе было проведено

моделирование трех сцен с распространенными типами опор ЛЭП, описанными в разделе «Описание конструкционных особенностей ЛЭП».

Blender представляет собой программный комплекс для трехмерного моделирования объектов и процессов, а также рендеринга, визуализирующего смоделированные сцены. Помимо открытого программного кода, данный пакет отличается большой универсальностью и самодостаточностью, поскольку содержит практически исчерпывающий набор программных инструментов, необходимых для обеспечения всей технологической цепочки динамической компьютерной визуализации любого уровня сложности. Это касается, в первую очередь, возможности моделирования указанных повреждений элементов ЛЭП. Таким образом, благодаря вышеприведенному набору характеристик Blender может быть использован в качестве универсальной программной среды для моделирования объектов и процессов естественно-научных исследований. В частности, для моделирования процесса сбора данных о ЛЭП.

Моделирование сцены

Смоделированная сцена содержит следующие компоненты: HDRI-карта, модель опоры ЛЭП и связанные с ней модели изоляторов и проводов, освещение, камера и вспомогательные оси.

HDRI (High Dynamic Range Imaging) карты используются повсеместно при настройке окружения в сцене. Сами HDR-карты (Рисунок 5) находятся в открытых источниках, например, бесплатный каталог HDRI карт Junior3d.ru [39]. Или данные карты можно сделать самостоятельно в том же Blender. Скаченная или созданная HDRI-карта имеет расширение *.hdr* и загружается как фоновое изображение сцены, во вкладке шейдеров Blender. Пример HDRI-карты приведен на Рисунке 5.



Рисунок 5 – Примеры HDRI-карты для трех моделируемых сцен
 Figure 5 – HDRI map examples for three simulated scenes

Моделирование башен ЛЭП и повреждений КЭ ЛЭП

В рамках данной работы было выполнено моделирование изображенных на Рисунке 1 ЛЭП. Модели ЛЭП были взяты из открытой библиотеки моделей Free3D [40].

Моделируемые повреждения: неровный светящийся шар и светящийся цилиндр – имитируют повреждения в спектрах, отличных от видимого. Неровный светящийся шар – это коронный разряд, который виден только в УФ спектре; светящийся цилиндр – это участок нагретого провода, который виден только в ИК спектре. Для имитации фотографий в УФ спектре параметры освещения сцены были занижены, а для имитации

фотографий в ИК спектре, полученные снимки сцены были обработаны в следующем порядке: уменьшение яркости до значения -40, уменьшение контраста до -25, уменьшение насыщенности до -100 (Рисунок 6).



Рисунок 6 – Примеры постобработки полученных изображений для имитации УФ (слева) и ИК (справа) спектра
Figure 6 – Examples of post-processing of the obtained images to simulate the UV (left) and IR (right) spectra

Имитация полета в среде Blender

Для имитации полета БПЛА с камерой была использована функция Анимации в Blender. Камере были заданы ключевые точки (key point) для первого кадра, траектория движения камеры в зависимости от КЭ, key point для последнего кадра. Траектория движения камеры задается как функция (1) для прямолинейного движения в плоскости OXY для съемки проводов; и функцией (5) для круговой траектории в плоскости OXY для съемки изоляторов. Камера в Blender имела следующие характеристики: угол обзора камеры составляет 12° . Съемка велась с частотой 30 кадров/с. Размер каждого изображения 1920×1080 .

Результаты и обсуждение

В результате симуляции полетов БПЛА была сформирована выборка изображений повреждений ЛЭП в УФ и ИК спектрах. Данные изображения были размечены вручную в соответствии с задачей семантической сегментации. Данный тип разметки подразумевает формирование сегментационных масок, совпадающих по форме с сегментируемым объектом на изображении. В качестве средства аннотации собранного набора данных была выбрана программа LabelMe [41], которая позволяет формировать сегментационные маски для визуальных объектов, находящихся на изображении. На Рисунках 7-9 приведены примеры размеченной выборки изображений для сцен 1-3 соответственно.

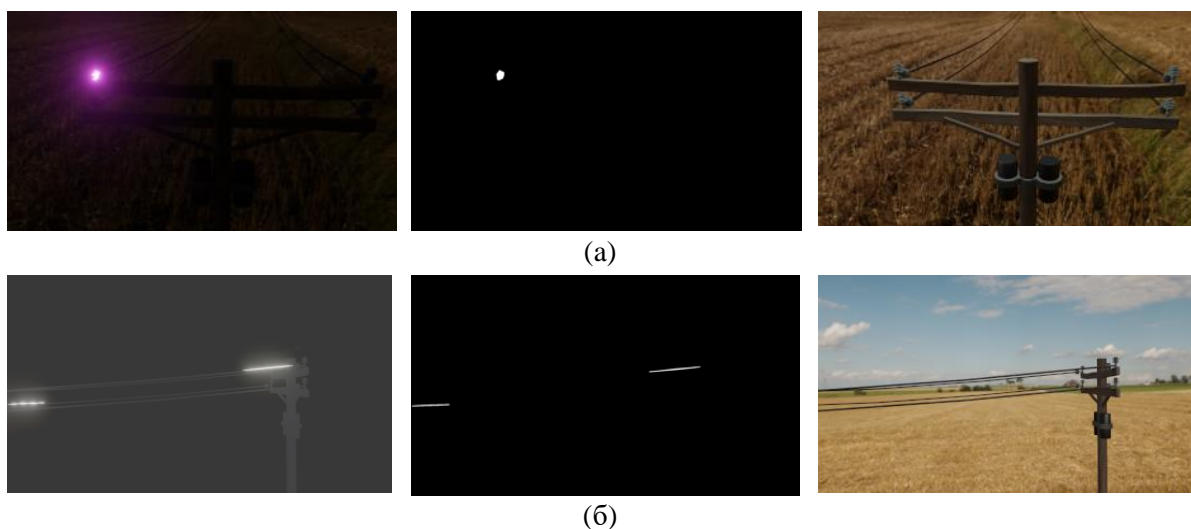


Рисунок 7 – Изображение сцены 1 из размеченной выборки. (а) – изображение коронного разряда в УФ спектре, соответствующая сегментационная маска и изображение в видимом спектре; (б) – изображение нагрева проводов в ИК спектре, соответствующая сегментационная маска и изображение в видимом спектре

Figure 7 – Image of scene 1 from the labeled sample. (a) is a UV corona image, corresponding segmentation mask and visible image; (b) is an image of heating wires in the IR spectrum, the corresponding segmentation mask and the image in the visible spectrum

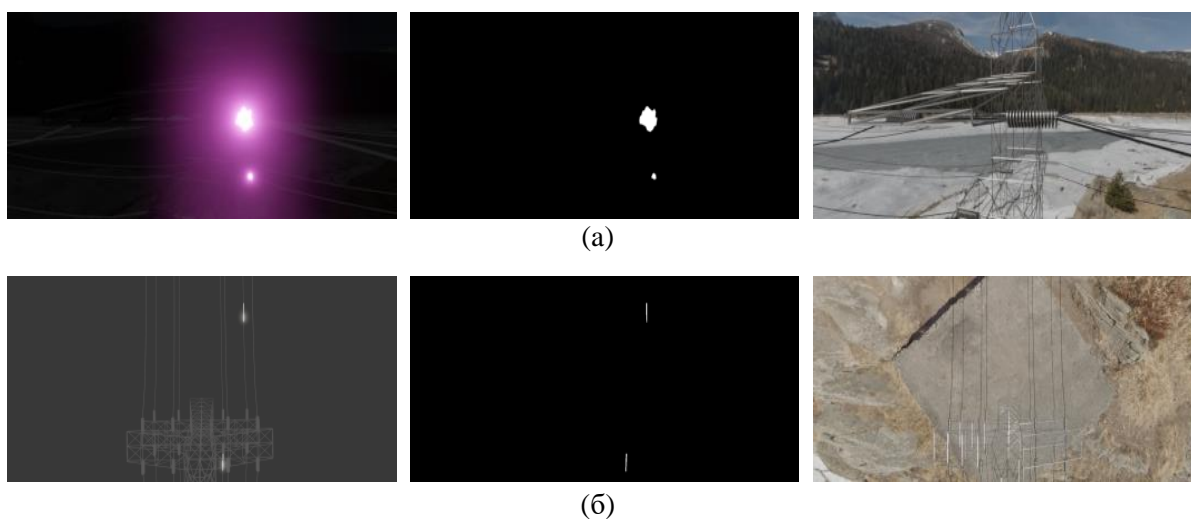


Рисунок 8 – Изображение сцены 2 из размеченной выборки. (а) – изображение коронного разряда в УФ спектре, соответствующая сегментационная маска и изображение в видимом спектре; (б) – изображение нагрева проводов в ИК спектре, соответствующая сегментационная маска и изображение в видимом спектре

Figure 8 – Image of scene 2 from the labeled sample. (a) UV corona image, corresponding segmentation mask and visible image; (b) - image of heating wires in the IR spectrum, the corresponding segmentation mask and the image in the visible spectrum

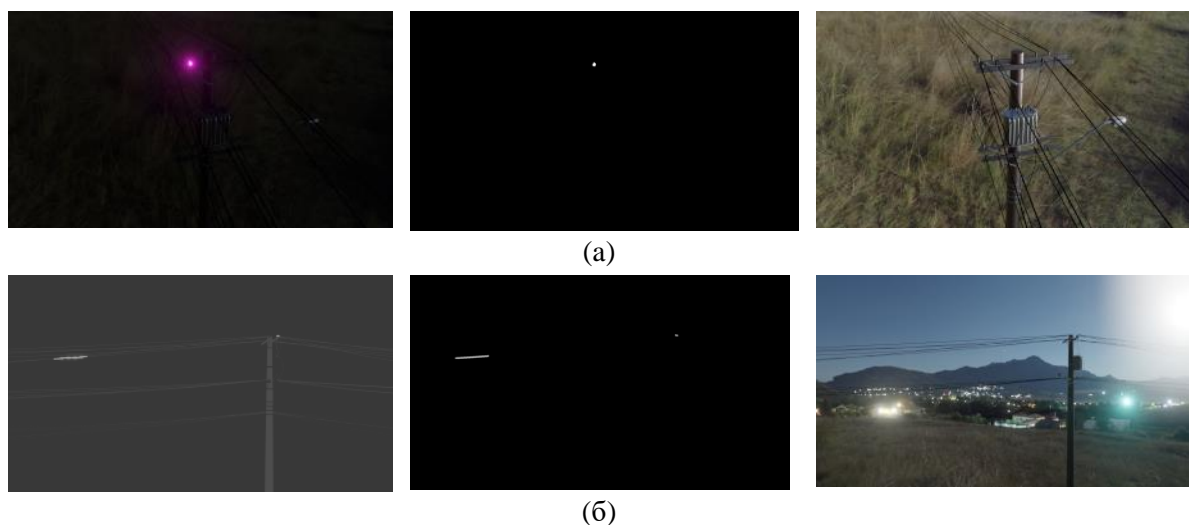


Рисунок 9 – Изображение сцены 1 из размеченной выборки. (а) – изображение коронного разряда в УФ спектре, соответствующая сегментационная маска и изображение в видимом спектре; (б) – изображение нагрева проводов в ИК спектре, соответствующая сегментационная маска и изображение в видимом спектре

Figure 9 – Image of scene 1 from the labeled sample. (a) UV corona image, corresponding segmentation mask and visible image; (b) IR image of heating wires, corresponding segmentation mask and visible image

Результирующая выборка имеет суммарно 1300 изображений, на которых в различных ракурсах суммарно представлено 17 отдельных повреждений КЭ ЛЭП. Для анализа полученной выборки ее целесообразно разделить на подвыборки, соответствующие сцене или виду ЛЭП, изображения КЭ которых были получены в ходе симуляции, а также спектру съемки, который, в свою очередь, соответствует типу повреждений КЭ.

Для оценки репрезентативности данных в полученной выборке было вычислено количество ракурсов, на которых был запечатлен каждый объект. Ввиду того, что изображения получаются в ходе движения БПЛА, каждый отдельный элемент имеет уникальный ракурс, количество которых совпадает с количеством изображений, на которых присутствует КЭ. Также было вычислено среднее количество ракурсов на один КЭ. Для оценки размеров КЭ были вычислены значения площадей сегментированных вручную КЭ в пикселях, а также их доверительные интервалы согласно формуле:

$$s = \bar{s} \pm t_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{N}}, \quad (13)$$

где \bar{s} – среднее значение площади КЭ на изображениях подвыборки одной сцены; $t_{\alpha/2}$ – значение двусторонней статистики Стьюдента для уровня значимости $\alpha = 1 - C$, $C=0.05$; σ – среднеквадратичное отклонение значений площади КЭ, полученное на выборке; N – размер выборки. Все результаты сведены в Таблицу 3.

Таблица 3 – Параметры полученной выборки
Table 3 – Parameters of the obtained sample

Подвыборка	Кол-во изображений	Кол-во КЭ	Кол-во ракурсов повреждений КЭ (среднее значение для одного повреждения)	Площадь отдельных повреждений КЭ, пиксели
Сцена 1, нагрев проводов – ИК спектр	300	4	306 (76.5)	981±59
Сцена 1, коронный разряд – УФ спектр	100	1	100 (100)	2068±240
Сцена 2, нагрев проводов – ИК спектр	300	6	485 (80.8)	351±13
Сцена 2, коронный разряд – УФ спектр	200	2	183 (91.5)	884±130
Сцена 3, нагрев проводов – ИК спектр	300	3	202 (67.3)	736±85
Сцена 3, коронный разряд – УФ спектр	100	1	100 (100)	262±10

При оценке площадей КЭ на получаемых изображениях разброс значений, выраженный доверительными интервалами, показывает, что для сцен 1 и 2 площади нагрева проводов на изображениях в ИК спектре имеют меньший разброс, чем у площадей коронного разряда в УФ спектре. Это объясняется, в первую очередь, способом съемки и, соответственно, паттерном полета. В то же самое время, для сцены 3 разброс площадей коронного разряда на УФ-изображениях меньше, чем разброс нагрева проводов на ИК-изображениях. Это объясняется тем, что симулируемый коронный разряд имеет малые размеры и находится практически в центре радиуса паттерна CIRP.

При оценке репрезентативности данных, выраженной в оценке количества ракурсов одного КЭ, показанные результаты свидетельствуют о достижении высоких показателей (минимальное значение 67.3 ракурса для одного КЭ, а в некоторых случаях количество ракурсов совпадает с количеством полученных в рамках одного облета изображений). При этом, при инспекции коронного разряда в УФ спектре на изображениях, полученных посредством паттерна CIRP, достигается большая репрезентативность данных, чем при инспекции нагрева проводов в ИК спектре на изображениях, полученных посредством паттерна WIT, даже несмотря на то, что паттерн WIT реализуется в трех вариантах: слева, справа и сверху относительно опор ЛЭП. В общем и целом, для 17 симулированных отдельных дефектов ЛЭП было получено 1376 ракурсов, что соответствует 80 ракурсам в среднем на одно повреждение. Такие показатели вариативности представления одного визуального объекта свидетельствуют о достижении высоких показателей репрезентативности собираемых данных, а показатели абсолютного количества полученных в ходе симуляции изображений говорят о достижении требования большой выборки данных.

Заключение

Разработанная в рамках данной работы методика построения траектории автономного движения БПЛА в ходе инспекции нагрева проводов ЛЭП в ИК спектре и коронного разряда в УФ спектре отличается новым принципом формирования траекторий, основанном, во-первых, на анализе конструкционных особенностей

инспектируемых ЛЭП, а также с учетом требований репрезентативности и унификации собираемых данных. Автономность полета приводит к снижению трудозатрат, а единообразность траектории автономного полета для ЛЭП определенного типа и определенного типа инспектируемого повреждения обеспечивает также и унификацию получаемых данных для соответствующих типов ЛЭП и повреждений. В то же самое время разработанная методика обеспечивает сбор большой (суммарно 1300 изображений) репрезентативной выборки, с точки зрения вариативности ракурсов отдельных повреждений ЛЭП (в среднем 80 ракурсов на одно повреждение). Данные показатели свидетельствуют о перспективе данной методики для построения траекторий автономного полета БпЛА с целью сбора репрезентативных выборок данных о повреждениях ЛЭП в УФ и ИК спектрах.

В дальнейшем планируется выполнить обучение глубоких нейросетевых архитектур на собранном наборе данных для дополнительной проверки их качества, расширить количество симулируемых повреждений ЛЭП, а также количество типов ЛЭП, применить данную методику для инспекции повреждений реальных ЛЭП с поправкой на их конструкционные особенности.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Gazebo. Доступно по: <https://gazebosim.org/home> (дата обращения: 16.11.2022).
2. Blender Studio. Доступно по: <https://www.blender.org/> (дата обращения: 16.11.2022).
3. Астапова М.А., Лебедев И.В. Обзор подходов к детектированию дефектов элементов ЛЭП на изображениях в инфракрасном, ультрафиолетовом и видимом спектрах. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2020;8(4):38–39.
4. Liu W., Wang Z., Liu X., Zeng N., Liu Y., Alsaadi F.E. A survey of deep neural network architectures and their applications. *Neurocomputing*. 2017;234:11–26.
5. Liu L., Ouyang W., Wang X., Fieguth P., Chen J., Liu X., Pietikäinen M. Deep learning for generic object detection: A survey. *International journal of computer vision*. 2020;128(2):261–318.
6. Zaidi S.S., Ansari M.S., Aslam A., Kanwal N., Asghar M., Lee B. A survey of modern deep learning based object detection models. *Digital Signal Processing*. 2022;8:103514.
7. Hao S., Zhou Y., Guo Y. A brief survey on semantic segmentation with deep learning. *Neurocomputing*. 2020;406:302–21.
8. Hafiz A.M., Bhat G.M. A survey on instance segmentation: state of the art. *International journal of multimedia information retrieval*. 2020;9(3):171–189.
9. Kirillov A., He K., Girshick R., Rother C., Dollár P. Panoptic segmentation. *In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019:9404–9413.
10. Bengio Y., Lecun Y., Hinton G. Deep learning for AI. *Communications of the ACM*. 2021;64(7):58–65.
11. Gondal M.W., Wuthrich M., Miladinovic D., Locatello F., Breidt M., Volchkov V., Akpo J., Bachem O., Schölkopf B., Bauer S. On the transfer of inductive bias from simulation to the real world: a new disentanglement dataset. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2019;32.
12. Reed S.E., Zhang Y., Zhang Y., Lee H. Deep visual analogy-making. *Advances in neural information processing systems*. 2015;28.
13. LeCun Y., Huang F.J., Bottou L. Learning methods for generic object recognition with invariance to pose and lighting. *In Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2004;2:II–104.

14. Попов Н.И., Емельянова О.В. Динамические особенности мониторинга воздушных линий электропередачи с помощью квадрокоптера. *Современные проблемы науки и образования*. 2014;2:105.
15. Liu Y., Huo H., Fang J., Mai J., Zhang S. UAV Transmission line inspection object recognition based on Mask R-CNN. *In Journal of Physics: Conference Series*;1345(6):062043.
16. He K., Gkioxari G., Dollár P., Girshick R. Mask R-CNN. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2017;2961–2969.
17. Liu X., Lin Y., Jiang H., Miao X., Chen J. Slippage fault diagnosis of dampers for transmission lines based on faster R-CNN and distance constraint. *Electric Power Systems Research*. 2021;199:107449.
18. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*. 2015;28.
19. Lebedev I., Izhboldina V. Method for Inspecting High-voltage Power Lines Using UAV Based on the RRT Algorithm. *In Electromechanics and Robotics*. 2022:179–190.
20. Chen L., Lin L., Tian M., Bian X., Wang L., Guan Z. The ultraviolet detection of corona discharge in power transmission lines. *Energy Power Eng*. 2013;5(04):1298.
21. Moore A.J., Schubert M., Rymer N. Technologies and operations for high voltage corona detection with UAVs. *In 2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*. 2018;5:1–5.
22. Nguyen P., Dudkin S., Kong C. Automatic diagnostic of transmission lines based on ultraviolet inspection. *In E3S Web of Conferences*. 2019;140:07008.
23. Davari N., Akbarizadeh G., Mashhour E. Intelligent diagnosis of incipient fault in power distribution lines based on corona detection in UV-visible videos. *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2020;36(6):3640–8.
24. Zhao Z., Xu G., Qi Y. Representation of binary feature pooling for detection of insulator strings in infrared images. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. 2016;23(5):2858–2866.
25. Ullah I., Khan R.U., Yang F., Wuttisittikulkij L. Deep learning image-based defect detection in high voltage electrical equipment. *Energies*. 2020;13(2):392.
26. Nie J., Luo T., Li H. Automatic hotspots detection based on UAV infrared images for large-scale PV plant. *Electronics Letters*. 2020;56(19):993–995.
27. Tao X., Zhang D., Wang Z., Liu X., Zhang H., Xu D. Detection of Power Line Insulator Defects Using Aerial Images Analyzed With Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2020;50(4):1486–1498.
28. Ömer E.Y., Ömer N.G. Powerline Image Dataset (Infrared-IR and Visible Light-VL). 2019. Доступно по: <https://data.mendeley.com/datasets/n6wrv4ry6v/8> (дата обращения: 16.12.2021).
29. Bian J., Hui X., Zhao X., Tan M. A monocular vision-based perception approach for unmanned aerial vehicle close proximity transmission tower inspection. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2019;16(1):1729881418820227.
30. Wu C., Ma X., Kong X., Zhu H. Research on insulator defect detection algorithm of transmission line based on CenterNet. *Plos one*. 2021;16(7):e0255135.
31. Vieira-e-Silva A.L., de Castro Felix H., de Menezes Chaves T., Simões F.P., Teichrieb V., dos Santos M.M., da Cunha Santiago H., Sgotti V.A., Neto H.B. STN PLAD: A Dataset for Multi-Size Power Line Assets Detection in High-Resolution UAV Images. *In 2021 34th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*. 2021:215-222.

32. Abdelfattah R., Wang X., Wang S. Ttpla: An aerial-image dataset for detection and segmentation of transmission towers and power lines. *In Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision*. 2020.
33. Монтаж и эксплуатация воздушных линий электропередачи. Доступно по: <https://elektro-montagnik.ru/?address=lectures/part2/&page=page1> (дата обращения: 16.11.2022).
34. Chermoshencev S.F., Gaynutdinov R.R. Modeling the external electromagnetic influences on the complex electronic equipment. *In 2015 XVIII International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM)*. 2015:90–92.
35. Huang L., Xu D., Zhai D. Research and design of space-sky-ground integrated transmission line inspection platform based on artificial intelligence. *In 2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*. 2018:1–4.
36. Шабанова А.Р., Толстой М.И., Лебедев И.В. Способ построения безопасных траекторий движения беспилотного летательного аппарата при мониторинге линий электропередач в условиях влияния электромагнитных полей. *Проблемы региональной энергетики*. 2019;3(44).
37. Riba J.R., Abomailek C., CasalsTorrens P., Capelli F. Simplification and cost reduction of visual corona tests. *IET Generation, Transmission & Distribution*. 2018;12(4):834–41.
38. Gaussorgues G., Chomet S. Infrared thermography. *Springer Science & Business Media*. 1993;5.
39. Junior3d.ru – Сайт о 3D. Доступно по: <https://junior3d.ru/> (дата обращения: 16.11.2022).
40. Free3D. Доступно по: <https://free3d.com/> (дата обращения: 16.11.2022).
41. Image Polygonal Annotation with Python. Доступно по: <https://zenodo.org/record/5711226#.Yw14ShxBy5c>. DOI: 10.5281/zenodo.5711225 (дата обращения 21.11.22).

REFERENCES

1. Gazebo. Available at: <https://gazebosim.org/home> (accessed 16.11.2022).
2. Blender Studio. Available at: <https://www.blender.org/> (accessed 16.11.2022).
3. Astapova M.A., Lebedev I.V. Obzor podkhodov k detektirovaniyu defektov elementov LEP na izobrazheniyakh v infrakrasnom. ultrafioletovom i vidimom spektrakh. *Modelirovaniye, optimizatsiya i informatsionnyye tekhnologii = Modeling, optimization and information technology*. 2020;8(4):38–39.(In Russ.).
4. Liu W., Wang Z., Liu X., Zeng N., Liu Y., Alsaadi F.E. A survey of deep neural network architectures and their applications. *Neurocomputing*. 2017;234:11–26.
5. Liu L., Ouyang W., Wang X., Fieguth P., Chen J., Liu X., Pietikäinen M. Deep learning for generic object detection: A survey. *International journal of computer vision*. 2020;128(2):261–318.
6. Zaidi S.S., Ansari M.S., Aslam A., Kanwal N., Asghar M., Lee B. A survey of modern deep learning based object detection models. *Digital Signal Processing*. 2022;8:103514.
7. Hao S., Zhou Y., Guo Y. A brief survey on semantic segmentation with deep learning. *Neurocomputing*. 2020;406:302–21.
8. Hafiz A.M., Bhat G.M. A survey on instance segmentation: state of the art. *International journal of multimedia information retrieval*. 2020;9(3):171–189.
9. Kirillov A., He K., Girshick R., Rother C., Dollár P. Panoptic segmentation. *In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019:9404–9413.

10. Bengio Y., Lecun Y., Hinton G. Deep learning for AI. *Communications of the ACM*. 2021;64(7):58–65.
11. Gondal M.W., Wuthrich M., Miladinovic D., Locatello F., Breidt M., Volchkov V., Akpo J., Bachem O., Schölkopf B., Bauer S. On the transfer of inductive bias from simulation to the real world: a new disentanglement dataset. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2019;32.
12. Reed S.E., Zhang Y., Zhang Y., Lee H. Deep visual analogy-making. *Advances in neural information processing systems*. 2015;28.
13. LeCun Y., Huang F.J., Bottou L. Learning methods for generic object recognition with invariance to pose and lighting. In *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2004;2:II–104.
14. Popov N.I., Emelianova O.V. Dinamicheskie osobennosti monitoringa vozdushnyh linij elektroperedachi s pomoshch'yu kvadrokoptera. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya = Modern problems of science and education*. 2014(2):105. (In Russ.).
15. Liu Y., Huo H., Fang J., Mai J., Zhang S. UAV Transmission line inspection object recognition based on Mask R-CNN. In *Journal of Physics: Conference Series*;1345(6):062043.
16. He K., Gkioxari G., Dollár P., Girshick R. Mask R-CNN. *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2017;2961–2969.
17. Liu X., Lin Y., Jiang H., Miao X., Chen J. Slippage fault diagnosis of dampers for transmission lines based on faster R-CNN and distance constraint. *Electric Power Systems Research*. 2021;199:107449.
18. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*. 2015;28.
19. Lebedev I., Izhboldina V. Method for Inspecting High-voltage Power Lines Using UAV Based on the RRT Algorithm. In *Electromechanics and Robotics*. 2022:179–190.
20. Chen L., Lin L., Tian M., Bian X., Wang L., Guan Z. The ultraviolet detection of corona discharge in power transmission lines. *Energy Power Eng*. 2013;5(04):1298.
21. Moore A.J., Schubert M., Rymer N. Technologies and operations for high voltage corona detection with UAVs. In *2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*. 2018;5:1–5.
22. Nguyen P., Dudkin S., Kong C. Automatic diagnostic of transmission lines based on ultraviolet inspection. In *E3S Web of Conferences*. 2019;140:07008.
23. Davari N., Akbarizadeh G., Mashhour E. Intelligent diagnosis of incipient fault in power distribution lines based on corona detection in UV-visible videos. *IEEE Transactions on Power Delivery*. 2020;36(6):3640–8.
24. Zhao Z., Xu G., Qi Y. Representation of binary feature pooling for detection of insulator strings in infrared images. *IEEE Transactions on Dielectrics and Electrical Insulation*. 2016;23(5):2858–2866.
25. Ullah I., Khan R.U., Yang F., Wuttisittikulkij L. Deep learning image-based defect detection in high voltage electrical equipment. *Energies*. 2020;13(2):392.
26. Nie J., Luo T., Li H. Automatic hotspots detection based on UAV infrared images for large-scale PV plant. *Electronics Letters*. 2020;56(19):993–995.
27. Tao X., Zhang D., Wang Z., Liu X., Zhang H., Xu D. Detection of Power Line Insulator Defects Using Aerial Images Analyzed With Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2020;50(4):1486–1498.
28. Ömer E.Y., Ömer N.G. Powerline Image Dataset (Infrared-IR and Visible Light-VL). 2019. Available at: <https://data.mendeley.com/datasets/n6wrv4ry6v/8> (accessed 16.12.2021).

29. Bian J., Hui X., Zhao X., Tan M. A monocular vision-based perception approach for unmanned aerial vehicle close proximity transmission tower inspection. *International Journal of Advanced Robotic Systems*. 2019;16(1):1729881418820227.
30. Wu C., Ma X., Kong X., Zhu H. Research on insulator defect detection algorithm of transmission line based on CenterNet. *Plos one*. 2021;16(7):e0255135.
31. Vieira-e-Silva A.L., de Castro Felix H., de Menezes Chaves T., Simões F.P., Teichrieb V., dos Santos M.M., da Cunha Santiago H., Sgotti V.A., Neto H.B. STN PLAD: A Dataset for Multi-Size Power Line Assets Detection in High-Resolution UAV Images. In *2021 34th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*. 2021:215-222.
32. Abdelfattah R., Wang X., Wang S. Ttpla: An aerial-image dataset for detection and segmentation of transmission towers and power lines. In *Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision*. 2020.
33. Installation and operation of overhead power. Available at: <https://elektromontagnik.ru/?address=lectures/part2/&page=page1> (accessed 16.11.2022). (In Russ.).
34. Chermoshencev S.F., Gaynutdinov R.R. Modeling the external electromagnetic influences on the complex electronic equipment. In *2015 XVIII International Conference on Soft Computing and Measurements (SCM)*. 2015:90–92.
35. Huang L., Xu D., Zhai D. Research and design of space-sky-ground integrated transmission line inspection platform based on artificial intelligence. In *2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2)*. 2018:1–4.
36. Shabanova A.R., Tolstoj M. I., Lebedev I. V. Sposob postroeniya bezopasnyh traektorij dvizheniya bespilotnogo letatel'nogo apparata pri monitoringe linij elektroperedach v usloviyah vliyaniya elektromagnitnyh polej. *Problemy Regional'noj Energetiki = Problems of the regional energetics*. 2019;3(44). (In Russ.).
37. Riba J.R., Abomailek C., Casalsorrens P., Capelli F. Simplification and cost reduction of visual corona tests. *IET Generation, Transmission & Distribution*. 2018;12(4):834–41.
38. Gaussorgues G., Chomet S. Infrared thermography. *Springer Science & Business Media*. 1993;5.
39. Junior3d.ru – Site about 3D. Available at: <https://junior3d.ru/> (accessed 16.11.2022).
40. Free3D. Available at: <https://free3d.com/> (accessed 16.11.2022).
41. Image Polygonal Annotation with Python. Available at: <https://zenodo.org/record/5711226#.Yw14ShxBy5c/> DOI: 10.5281/zenodo.5711225 (accessed 21.11.22).

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Астапова Марина Алексеевна, младший научный сотрудник лаборатории технологий больших данных социкиберфизических систем, Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук (СПб ФИЦ РАН), Санкт-Петербург, Российская Федерация.
e-mail: marinaastapova55@gmail.com
ORCID: [0000-0002-9121-894X](https://orcid.org/0000-0002-9121-894X)

Marina A. Astapova, Junior Researcher at the Laboratory of Big Data Technologies in Socio-Cyberphysical Systems, St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, Saint Petersburg, Russian Federation.

Лебедев Игорь Владимирович, младший научный сотрудник лаборатории автономных робототехнических систем, Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской

Igor V. Lebedev, Junior Researcher at the Laboratory of Autonomous Robotic Systems, St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, St. Petersburg Institute for Informatics and Automation of the

академии наук (СПб ФИЦ РАН), Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации Российской академии наук, Санкт-Петербург, Российская Федерация.

e-mail: igorlevedev@gmail.com

Уздяев Михаил Юрьевич, младший научный сотрудник лаборатории технологий больших данных социокиберфизических систем, Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук (СПб ФИЦ РАН), Санкт-Петербург, Российская Федерация.

e-mail: uzdyaev.m@ias.spb.su

ORCID: [0000-0002-7032-0291](https://orcid.org/0000-0002-7032-0291)

Russian Academy of Sciences, Saint Petersburg, Russian Federation.

Mikhail Y. Uzdyaev, Junior Researcher at the Laboratory of Big Data Technologies in Socio-Cyberphysical Systems, St. Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, Saint Petersburg, Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 23.12.2022; одобрена после рецензирования 16.01.2023; принята к публикации 24.01.2023.

The article was submitted 23.12.2022; approved after reviewing 16.01.2023; accepted for publication 24.01.2023.