

Обнаружение скрытых подповерхностных объектов на основе обработки многоспектральных данных, полученных с беспилотного летательного аппарата

Ю.Ю. Громов¹, И.Н. Ищук¹, А.А. Зенкин¹

¹ Тамбовский государственный технический университет, ул. Советская, д.106/5, Тамбов, 392000, Россия

Аннотация

Для решения задачи поиска скрытых подповерхностных объектов при дистанционном мониторинге по данным разновременных изображений в видимом и инфракрасном диапазоне, особое значение приобретают закономерности изменения температуры как самой земной поверхности, так и самих объектов. Исследование динамики изменения температур с использованием математической модели теплообмена позволяет получить дополнительные демаскирующий признак. В качестве дополнительного демаскирующего признака используется оценка теплофизических параметров скрытых подповерхностных объектов. Группировка теплофизических параметров в отдельные классы позволяет выделить границы объектов и демаскировать область их залегания под грунтом. Для решения проблемы корректной обработки большого объема данных, сокращения времени обработки аэрофотоснимков целесообразно использовать метод машинного обучения на основе нейронных сетей. В статье рассматриваются вопросы сегментации изображений с применением глубокого обучения, построена математическая модель теплофизических процессов, для получения оценок теплофизических параметров скрытых подповерхностных объектов решалась коэффициентная обратная задача теплопроводности с использованием генетического алгоритма.

Ключевые слова

Дистанционный мониторинг, сегментация, глубокое обучение, генетический алгоритм, теплофизические параметры.

Detection of Hidden Subsurface Objects Based on the Processing of Multispectral Data Obtained from an Unmanned Aerial Vehicle

Yu.Yu. Gromov¹, I.N. Ishchuk¹, A.A. Zenkin¹

¹ Tambov State Technical University, 106/5 Sovetskaya Street, Tambov, 392000, Russia

Abstract

To analyze the visibility of remote monitoring objects based on the data of different-time images in the visible and infrared wave ranges, it is important to know the patterns of temperature changes both of the Earth's surface itself and of objects. The study of the dynamics of temperature changes using a mathematical model of heat transfer allows us to obtain additional unmasking feature. As an additional unmasking feature, numerical estimates of the thermophysical parameters of hidden subsurface objects can be calculated based on the application of a genetic optimization algorithm. Grouping thermophysical parameters into separate classes allows you to highlight the boundaries of objects and unmask the area of their occurrence under the ground. To solve the problem of correct processing of a large amount of data, reducing the processing time of aerial photographs, it is advisable to use the method of machine learning based on neural networks. The article presents the process of segmentation of objects using deep learning, a mathematical model of thermophysical

ГрафиКон 2023: 33-я Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению, 19-21 сентября 2023 г., Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова Российской академии наук, г. Москва, Россия

EMAIL: gromovtambov@yandex.ru (Ю.Ю. Громов); boerby76@mail.ru (И.Н. Ищук); zenk1n@yandex.ru (А.А. Зенкин)

ORCID: 0000-0003-3313-2731 (Ю.Ю. Громов); 0000-0002-8140-3746 (И.Н. Ищук); 0009-0002-3981-4995 (А.А. Зенкин)



© 2023 Copyright for this paper by its authors.

Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

processes is formed to obtain numerical estimates of the thermophysical parameters of hidden subsurface objects in the course of solving the coefficient inverse problem of thermal conductivity based on a genetic algorithm.

Keywords

Remote monitoring, segmentation, deep learning, genetic algorithm, thermophysical parameters.

1. Введение

В настоящее время которое характеризуется серьезными осложнениями международной обстановки, особое значение приобретают вопросы, связанные с разработкой и широким использованием робототехнических комплексов, в частности, БПЛА, для решения как военных, так и гражданских задач, связанных с выполнением набора действий по разведке, подавлению, охране, защите потенциально значимых объектов. Однако широкое применение современных БПЛА практически невозможно без использования элементов искусственного интеллекта так как при этом могут решаться только достаточно простые задачи.

Одной из важнейших задач при проведении разведки с БПЛА является как поиск и идентификация скрытых подповерхностных объектов (СПО), так и классификация объектов на поверхности земли. Предположим, что в процессе выполнения полетного задания БПЛА сделал снимки объектов военной техники потенциального противника, однако анализ полученного материала не позволяет сделать достоверного заключения о том, что эти объекты подлинные или являются хорошо подготовленными макетами.

Повышение достоверности при решении задач идентификации приводит к необходимости использования дополнительной информации, в частности, не достаточно использовать только оптический диапазон его необходимо дополнить инфракрасным (ИК). Однако при этом возникают трудности с комплексированием изображений, полученных при использовании различных каналов сбора информации и существенно увеличивается ее объем.

Но и этого оказывается недостаточно, для достоверной идентификации объектов с различным расположением как на поверхности, так и под поверхностью земли.

Таким образом, необходимо найти дополнительный канал информации, который в совокупности с двумя перечисленными ранее, обеспечил бы, достоверное решение задачи идентификации. В качестве такого канала в работе предлагается использовать оценки теплофизических параметров (ТФП) материалов из которых сделаны объекты, информация о которых получена в следствии использования оптического и ИК диапазонов.

Однако это в свою очередь, опять приводит к возрастанию объема информации, используемой, для оперативного принятия управленческих решений.

В свою очередь, использование современных информационных технологий обеспечивает возможность обработки больших объемов информации, собранных БПЛА, необходимых, для оперативного принятия управленческих решений и позволяет обеспечить необходимую достоверность идентификации потенциально значимых объектов.

В работе, на основе использования современных информационных технологий, решаются задачи комплексирования изображений, полученных в оптическом и ИК диапазонах, а также использования дополнительной информации о ТФП, для обеспечения достоверности идентификации объектов как на, так и под поверхностью земли и повышения оперативности принятия управленческих решений.

Для решения указанных задач необходимо использовать сверточные нейронные сети (НС), которые обладают рядом преимуществ, таких как работа с большими объемами данных, высокая скорость и автономность, позволяют обеспечивать высокую адаптивность и самообучаемость.

Нахождение оценок ТФП осуществляется на основе решения обратной коэффициентной задачи для уравнения теплопроводности с использованием генетического алгоритма.

2. Постановка задачи

Необходимо повысить достоверность идентификации потенциально значимых объектов, расположенных как на, так и под поверхностью земли, на основе использования комплексированной информации, полученной в оптическом и ИК диапазонах, и оценок их ТФП.

Таким образом, для решения задачи идентификации потенциально значимых объектов необходимо:

- сформировать кубоид из разновременных изображений в видимом и ИК диапазоне, которые получены в процессе периодической съемки участка местности с эталонными объектами в течение суток;
- разработать нейросетевой алгоритм комплексирования изображений, полученных в оптическом и ИК диапазонах;
- найти оценки ТФП потенциально значимых объектов с использованием генетического алгоритма;
- разработать алгоритм совместного использования комплексированных изображений и оценок ТФП потенциально значимых объектов.

3. Формирование кубоида изображений и нейросетевой алгоритм комплексирования

В ходе проведения натурального эксперимента был сформирован кубоид из разновременных изображений в видимом и инфракрасном диапазоне с заранее известным расположением эталонных материалов на местности (рисунок 1) [1].

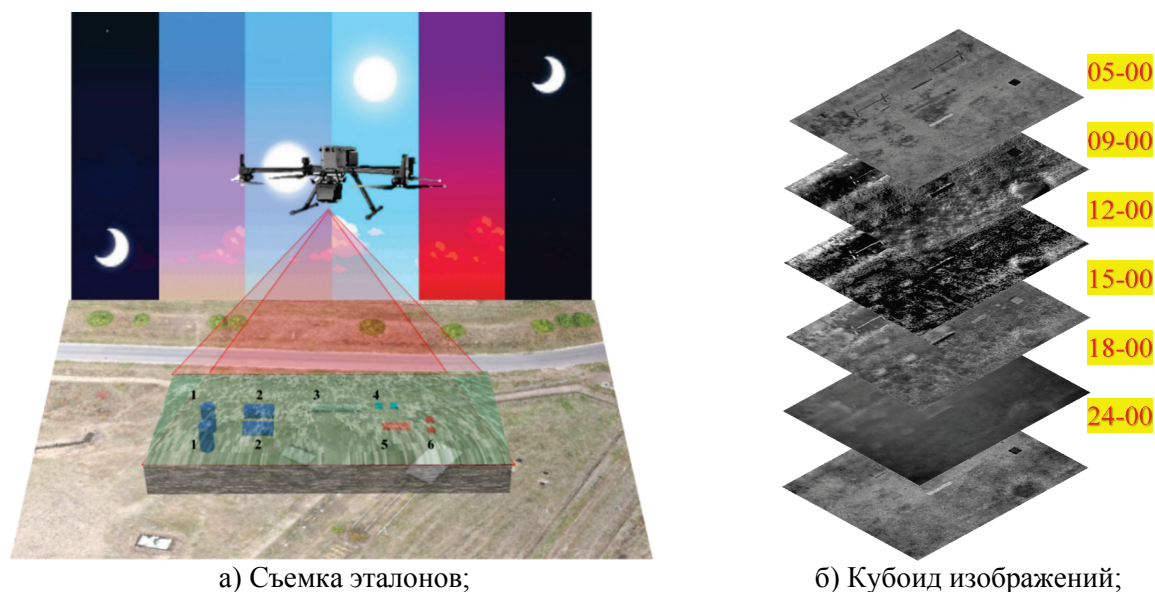


Рисунок 1 – Подготовка входных данных

В натурном эксперименте рассматривались следующие скрытые объекты:

1. Металлическая бочка с водой
2. Пластиковая бочка с водой
3. Асбестовая труба
4. Лист пенопласта
5. Металлический лист
6. Металлический лист

Организация обработки сформированного кубоида изображений (рисунок 1), полученного при проведении экспериментальных исследований, основана на использовании НС структуры

U-Net (рисунок 2), которая обеспечила получение лучших результатов по сравнению с рядом НС отличной структуры.

При проведении исследований установлено, что сеть U-Net обладает рядом преимуществ, среди которых можно отметить скорость обработки, высокое качество карт сегментации на выходе, даже когда обучающая выборка имеет достаточно малый объем [2, 3].

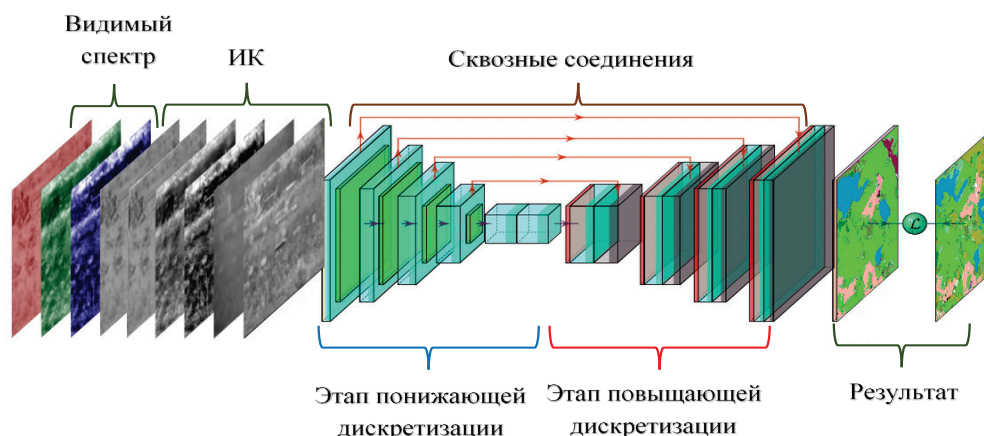


Рисунок 2 – Схема обработки изображений на основе архитектуры НС U-Net

На первом этапе понижающей дискретизации архитектура U-Net получает на вход девяти канальное изображение фиксированного размера. К поступившим изображениям последовательно применяются два метода свертки и понижающей дискретизации. Суть данного этапа заключается в создании карт признаков объектов интереса (ОИ), собранных на разных уровнях свертки, в следствии чего, НС способна находить признаки ОИ на изображениях, которые представляют собой различные сочетания форм, цветов, размеров, и других отличительных признаков [4].

На втором этапе восстанавливаются характеристики ОИ, собранных на первом этапе. Последовательно применяются метод повышающей дискретизации и свертки, а также конкатенация карт признаков с первого этапа на соответствующем уровне второго этапа, благодаря чему, осуществляется сбор восстановленных признаков ОИ, после применения к ним на втором этапе метода транспонированной свертки. С целью сохранения высокоуровневых признаков ОИ, производится конкатенация карт признаков второго этапа с картами признаков с первого этапа.

В результате сегментации, на выходе формируется одноканальное бинарное изображение, которое сопоставляется с поданной маской. Сопоставление осуществляется с целью выявления ошибки. Нахождение ошибки происходит на основе анализа вычисленного значения несоответствия одноканальных изображений (предсказание модели и маски, соответствующей данному предсказанию), по каждому пикселю.

В ходе исследования установлено, что точность сегментации СПО с использованием нейросетевой обработки изображений зависит от актуальности данных, объема обучающей выборки, учитывающей наличие сезонных отличий и колебаний состояния погоды. Было выявлено, что если интервал времени между получением обучающих и обрабатываемых изображений не превышает семь суток, то погрешность сегментации, определяемая как вероятность пересечения областей эталонного объекта и сегментированного участка не превышает 0,2.

Для повышения точности сегментации необходимо сформировать обучающую выборку таким образом, чтобы она учитывала изменение сезонных и погодные условия района мониторинга для различных сезонов года, в течении нескольких лет. Установлено, что для обучающей выборки НС U-Net, формируемой в течение года, с учетом 4 сезонов (лето, осень, зима, весна), минимальное количество эпох обучения составляет 20. Точность сегментации по выборке, составленной в течение года превышает 0,9.

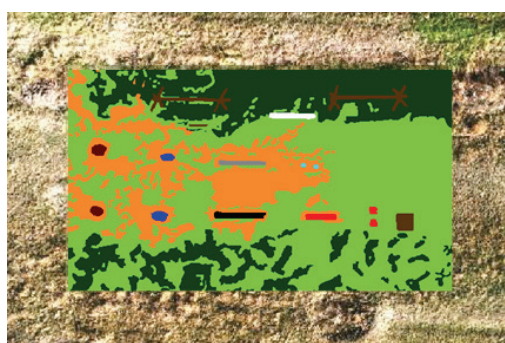
Результаты апробации по сегментации СПО с использованием НС U-Net по данным экспериментальных исследований, представлен на рисунке 3.



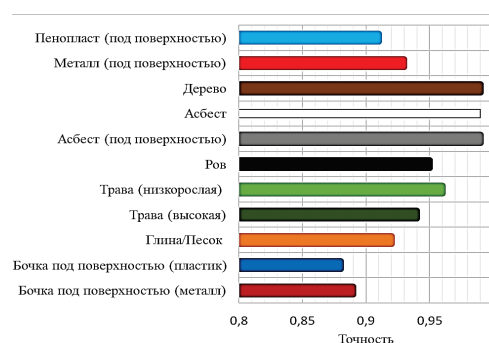
а) Изображение в видимом диапазоне (время съемки 15-00);



б) Изображение в инфракрасном диапазоне (время съемки 15-00);



в) Результат сегментации;



г) Точность сегментации по классам;

Рисунок 3 – Результат работы НС U-Net

Численная оценка точности сегментации, полученная на основе Евклидовой меры сходства двух изображений $\|e_1 - e_2\|$ (где e – вектор признаков изображений 1 и 2), составляет не менее 0,8. Доступные значения оценок точности сегментации по мере сходства двух изображений полученных на основе метода тепловых контрастов, и метода идентификации СПО, составляют 0,3 и 0,6 соответственно.

В результате анализа работы НС, было установлено, что U-Net (рисунок 2) позволяет выделить четкие границы как между объектами наблюдения, так и между объектами и фоном, с предварительным распознаванием класса конструкционных материалов.

В то же время достигается требуемая точность распознавания потенциально значимых объектов на изображениях инфракрасного диапазона. Применение нейросетевого алгоритма обеспечивает решение задачи обнаружения и распознавания СПО.

4. Генетический алгоритм для построения оценок теплофизических параметров

Повышения достоверности решения задачи идентификации и результатов сегментации, как было отмечено ранее, обеспечивается за счет использование оценок ТФП потенциально значимых объектов, расположенных как на, так и под поверхностью земли, полученных в заданных точках изображения.

Исходными данными для построения оценок, являются сформированный кубоид инфракрасных изображений. Каждый пиксель которого характеризует температуру на поверхности потенциально значимого объекта или фона. [5, 6].

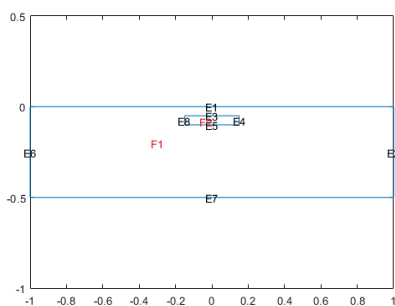
Модель распределения температурных полей для эталонного объекта (лист пенопласта под грунтом) реализована с помощью библиотеки PDE Toolbox. Для расширения диапазона её

использования реализована возможность ее трансформации учитывающая различные свойства фона, формы объекта и глубины его залегания [7, 8].

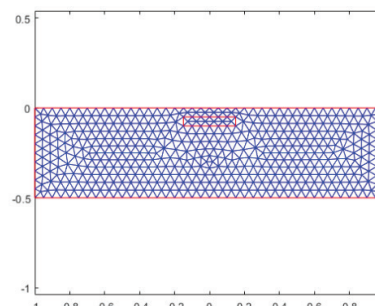
На рисунке 5 представлен результат решения прямой задачи теплопроводности методом конечных элементов. Получены распределения температуры в грунте для выбранного эталонного объекта (лист пенопласта в грунте) для временного интервала 15-00. Анализ рисунка 5 позволяет сделать вывод, что пенопласт накапливает тепло и оказывает влияние на распределение температурных полей над своей поверхностью.

Для определения оценок ТФП решалась коэффициентная обратная задача теплопроводности при этом был использован генетический алгоритм (ГА). В процессе его использования определялись оценки : теплопроводности, удельной теплоемкости, плотности вещества, при этом в качестве целевой функции, которая минимизировалась, использовалась Евклидова норма между экспериментальным значением температуры и температурой, рассчитываемой с использованием математической модели.

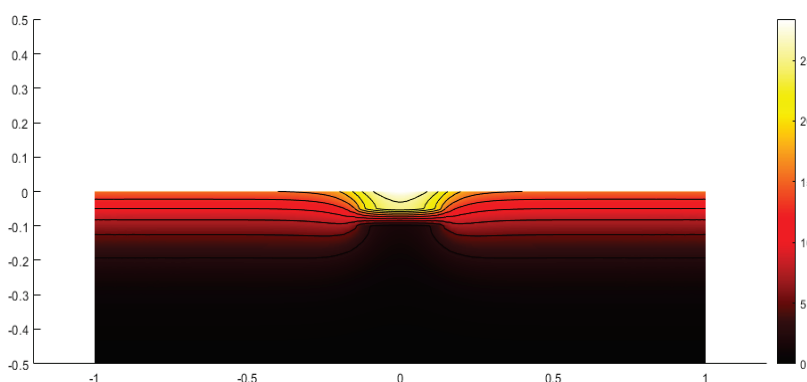
В результате анализа адекватности математической модели, было установлено, что наиболее близки расчетные значения к истинным получаются при значении целевой функции равным 0,3, а отклонение расчетных значений температур от истинных не превышает 2°C (рисунок 6). В дальнейшем все исследования проводились с ТФП полученными при значении целевой функции равным 0,3.



а) Геометрия блока с отображенными метками ребер;



б) Блок с отображенной сеткой конечных элементов;



в) Модель (лист пенопласта в грунте) в двумерной расчетной области;

Рисунок 5 – Результаты математического моделирования

Далее, с использованием ГА, были построены термограммы значений теплопроводности, теплоемкости и плотности для рассматриваемого объекта и фона. Установлено, что ГА обеспечивает возможность быстрого пересчета ТФП, при минимальных требованиях к целевой функции. В ходе реализации ГА выбрана оптимизация по трем ТФП: теплопроводность, удельная теплоемкость, плотность вещества (материала).

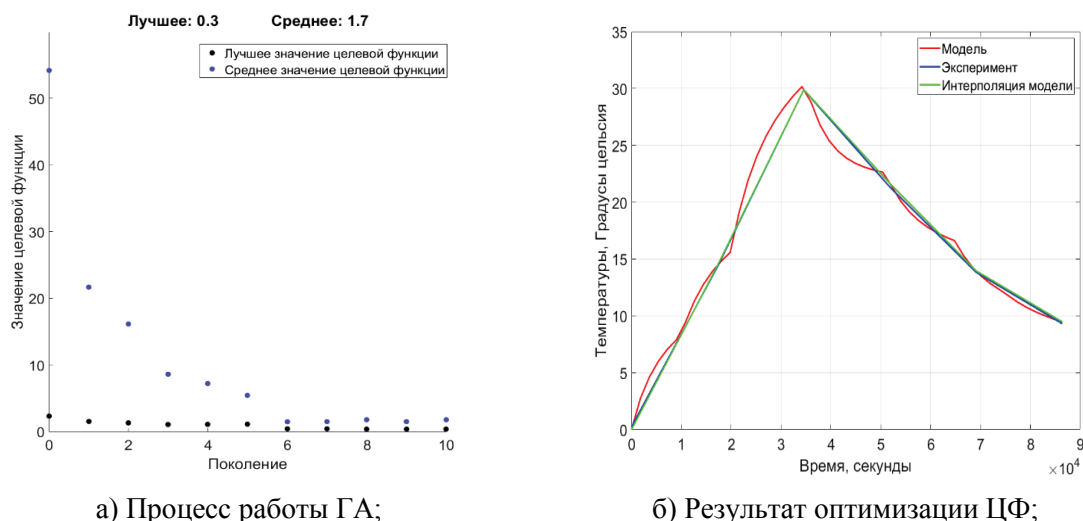


Рисунок 6 – Результаты работы ГА

Затем были получены численные оценки ТФП материала, анализ которых позволил отнести их к одному, из введенных в рассмотрение, классу. В качестве примера на рисунке 7 представлена карта нормированной тепловой инерции.

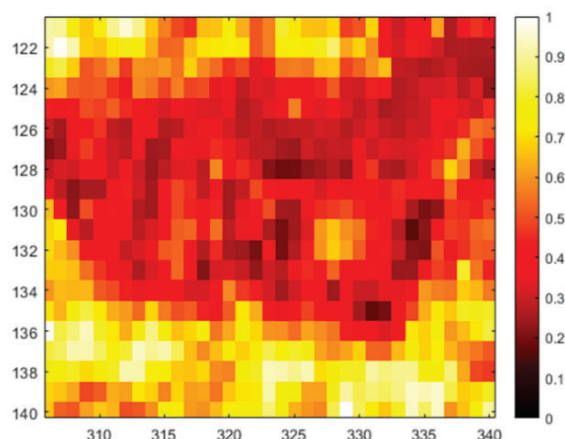


Рисунок 7 – Карта нормированной тепловой инерции области залегания СПО

На рисунке 7 в качестве параметра, характеризующего теплофизические свойства исследуемой поверхности, использовалась тепловая инерция I , определяемая выражением:

$$I = \sqrt{\lambda C \rho}, \quad (1)$$

где λ – теплопроводность; C – удельная теплоемкость; ρ – плотность материалов и сред.

5. Алгоритм совместного использования комплексированных изображений и оценок ТФП потенциально значимых объектов

Как отмечалось ранее, особое значение при обеспечении достоверности решения задачи идентификации приобретает введение в рассмотрение дополнительного канала информации, который обеспечивает использование оценок ТФП потенциально значимых объектов, для последующего его использования вместе с комплексированными изображениями. Целью такой

обработки, является взаимное дополнение информации от различных источников, что позволяет получить дополнительные признаки для решения задачи идентификации [9].

На рисунке 7 представлена область сегментированного изображения, что является результатом обработки НС U-Net, а также тепловая томограмма выполненная на основе использования ГА, где были использованы полученные в ходе эксперимента разновременные ИК изображения. На основе ГА решалась коэффициентная обратная задачи теплопроводности с получением оценок ТФП СПО. Это позволило произвести построение тепловой томограммы с выделением границы залегания СПО. Решение задачи оценки ТФП объектов по данным разновременной съемки обеспечивает возможность идентификации СПО.

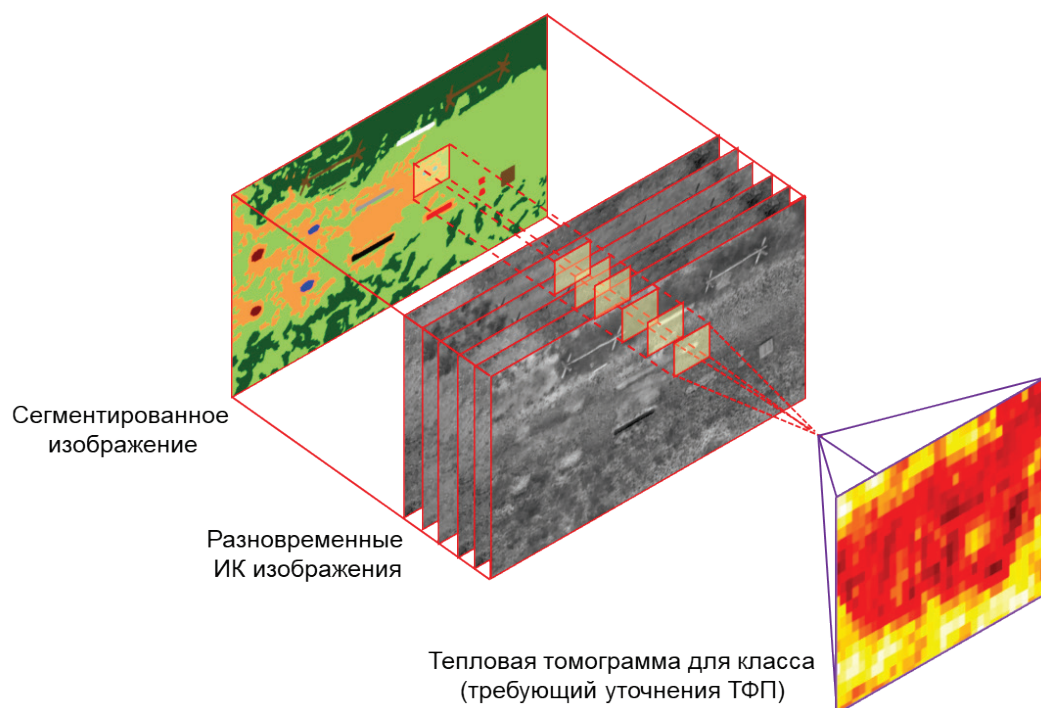


Рисунок 7 – Схема уточнения ТФП в области залегания СПО

6. Заключение

В работе предложен подход, обеспечивающий повышения достоверности решения задачи идентификации потенциально значимых объектов, основанный на использовании результатов комплексирования изображений, полученных в оптическом и ИК диапазонах и дополнительного источника информации, основанном на применении оценок ТФП потенциально значимых объектов, расположенных как на так под поверхностью земли.

Разработанные алгоритмы и модели подтвердили возможность решения задачи идентификации потенциально значимых объектов которые были не замечены как в оптическом диапазоне, так и на отдельно выбранных изображениях в ИК диапазоне, однако за счет применения разработанных алгоритмов комплексирования, построения оценок ТФП и их совместного использования, поставленную задачу удалось успешно решить. Таким образом введение дополнительного информационного канала, которым являются оценки ТФП, не только позволяет повысить достоверность решения задачи идентификации потенциально значимых объектов, расположенных как на, так и под поверхностью земли, но и обеспечить необходимую оперативность принимаемых управленческих решений.

Решение задачи оценки ТФП объектов по данным разновременной съемки не только позволяет успешно решать задачи поиска СПО, но и обеспечить повышение оперативности.

7. СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- [1] Корреляционная обработка кубоида инфракрасных изображений, получаемых с беспилотных летательных аппаратов / Ю.Ю. Громов [и др.] // *Техника и технологии*. 2016. № 9(3). С. 310–318.
- [2] Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [Электронный ресурс] // *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, New York: Springer. Cham. 2015. №. 9351. [Электронный ресурс]. URL: <https://arxiv.org/abs/1505.04597> (дата обращения: 10.03.2023).
- [3] Kemker R., Salvaggio C., Kanan C. High-Resolution Multispectral Dataset for Semantic Segmentation [Электронный ресурс] // *Computer Science*. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1703.01918> (дата обращения: 12.11.2022).
- [4] Digital selection and analogue amplification coexist in a cortex-inspired silicon circuit / R.H. Hahnloser, R. Sarpeshkar, M. A. Mahowald, R. J. Douglas // *Nature*. 2000. № 6789. P. 947–951.
- [5] Дистанционная оценка пространственных распределений оптико-теплофизических параметров неоднородной среды / Ю.Ю. Громов, Ю.А. Губсков, И.Н. Ищук, И.В. Ворсин// *Промышленные АСУ и контроллеры*. 2014. № 6. С. 24–28.
- [6] Дистанционная диагностика изотропных материалов комплексами БЛА / Ю.Ю. Громов, Ю.А. Губсков, И.Н. Ищук, А.В. Парфирьев// *Промышленные АСУ и контроллеры*. 2014. № 8. С. 46–50.
- [7] Мочалин, В. Д. Моделирование тепловизионных изображений наземных объектов / В. Д. Мочалин // *Оптический журнал*. 2008. №1. С. 28–31.
- [8] Моделирование тепловых ИК-изображений земных ландшафтов / Ю. Г. Веревошкин, Ю. А. Ильин, В. А. Малинников, Н. Е. Престон // *Известия высших учебных заведений. Геодезия и аэрофотосъемка*. 2014. № 6. С. 82–86.
- [9] Верба В.С. Монография. Комплексы с бесплотными летательными аппаратами Кн.2 Робототехнические комплексы на основе БЛА. М.: Радиотехника. 2016. 824 с.