

АЛГОРИТМ АНАЛИЗА МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ АЭРОФОТОСНИМКОВ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЗА- ГРЯЗНЕНИЙ ВОДОЕМОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АНАЛИТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ ПОДХОДОВ

Диане С. А.К.¹, Вытовтов К. А. ², Барабанова Е.А. ³
(ФГБУН Институт проблем управления
им. В.А. Трапезникова РАН, Москва)

Статья посвящена разработке алгоритмов анализа загрязнений на поверхности водоемов по визуальной информации, полученной с использованием мультиспектральной камеры, закрепленной на корпусе БПЛА. Предложена структура алгоритмического комплекса для анализа мультиспектральных аэрофотоснимков. В рамках развиваемого подхода каждое из анализируемых изображений проходит процедуру предобработки, обеспечивающую выравнивание и совмещение его спектральных каналов в единый многомерный растр. Разработанный аналитический алгоритм позволяет осуществлять обработку и свертку каналов мультиспектрального изображения с применением трех математических операторов – полосной фильтрации, изменения контраста и изменения яркости. При этом выбор параметров для выделения загрязнений на поверхности водоемов основан на предварительном этапе, связанном с максимизацией показателя превышения контраста для эталонной области. Предложенный нейросетевой алгоритм анализа загрязнений основывается на применении метода скользящего окна в сочетании со сверточной архитектурой нейросетевого классификатора для анализа фрагментов изображения, расположенных по прямоугольной сетке. Программная реализация данных алгоритмов, а также разработка графического интерфейса пользователя, позволили подтвердить предположение об эффективности каждого из рассмотренных подходов. Экспериментальные исследования показали, что нейросетевой алгоритм выигрывает в точности, а аналитический подход легче поддается интерпретации с точки зрения эксперта.

Ключевые слова: аэрофотоснимок, аналитический метод, нейросетевой подход.

¹ Секу Абдель Кадер Диане, к.т.н., с.н.с. (diane1990@yandex.ru).

² Константин Анатольевич Вытовтов, д.т.н., в.н.с.
(vytovtov_konstan@mail.ru).

³Елизавета Александровна Барабанова, д.т.н., в.н.с.
(elizavetaalex@yandex.ru).

1. Введение

Экологический мониторинг местности, лесных массивов, посевов сельхозкультур, анализ загрязнений водоемов по материалам аэрофотосъемки являются актуальными научными и прикладными задачами. Экосистема отдельно взятого участка природной среды, рассматриваемая как большая система (с позиций теории автоматического управления) нуждается в контуре обратной связи для поддержания ее состояния в пределах допустимых диапазонов. Данный контур может быть представлен робототехнической системой, оснащенной цифровой фото- или видеокамерой, в сочетании с системой комплексной обработки информации и поддержки принятия решений.

На сегодняшний день существует ряд подходов к анализу поверхности Земли и водоемов по изображениям, полученным с БПЛА и спутников. При этом, использование БПЛА представляется наиболее целесообразным решением с точки зрения экономических затрат, точности определения загрязнений и оперативности получения результатов [1].

Методология анализа аэрофотоснимков, получаемых БПЛА по результатам мониторинга местности, основывается на пяти взаимодополняющих подходах: метод анализа коэффициентов спектральной яркости [2,3], метод гистограммного анализа сопоставления изображений [4,5], методы сопоставления коэффициентов вейвлет преобразований изображений [6-8], методы сопоставления дескрипторов ключевых точек изображений [9], нейросетевые методы визуальной детекции объектов [10-12].

Так, в работе [2] исследованы возможности применения коэффициентов спектральной яркости для анализа аэрофотоснимков земной поверхности. Получены коэффициенты спектральной яркости для различных видов поверхности и различных углов места. В [3] представлен метод идентификации загрязнений водной поверхности с использованием коэффициентов спектральной яркости. В работе также приведены результаты обработки мультиспектральных изображений, полученных с БПЛА. Достоинством этой группы методов является возможность нахождения и анализа индексов коэффициента спектральной яркости в явной аналитической форме. Недостатком является

сильная зависимость результатов мониторинга от погодных условий.

Ряд исследований посвящен анализу аэрофотоснимков и спутниковых фотографий, на основе сопоставления гистограмм участков изображений. В частности, в работе [4] представлен пример использования квадрокоптера в сельскохозяйственной задаче визуального обнаружения плодов растений. В исследовании [5] также применен гистограммный подход, но для анализа более масштабных участков местности по спутниковым снимкам на предмет изменений в текстуре поверхности, произошедших за определенный интервал времени.

В работах [6,7] применены частотные методы анализа изображений. Так, в работе [6] для оценки площади рисового поля предложено использовать индекс растительности, основанный на расчете энергии вейвлет-преобразования в пределах рассматриваемого участка аэрофотоснимка. В работе [7] рассмотрены методы повышения отчетливости аэрофотоснимков за счет применения линейного преобразования к их вейвлет-спектрограммам.

Авторы работ [8,9] перечисляют ряд алгоритмов, основанных на выделении ключевых точек на изображении и формировании визуальных дескрипторов. Исследования в данном направлении позволяют, с одной стороны, осуществить распознавание целевых участков местности и более надежную локализацию БПЛА, а с другой – производить совмещение аэрофотоснимков полученных с нескольких ракурсов для формирования единой карты наблюдаемого участка Земли.

Улучшенный подход к выравниванию аэрофотоснимков представлен в работе [10]. Авторы предлагают использовать нейронную сеть для многомасштабной оценки взаимных смещений аэрофотоснимков.

Перспективность нейросетевого анализа аэрофотоснимков подтверждается и в исследовании [11], где данная технология используется для фенотипирования пшеницы с применением беспилотного квадрокоптера, оснащенного гиперспектральной камерой.

Следует отметить, что в ряде случаев анализ аэрофотоснимков может выполняться и вручную на основе экспертного

разбиения аэрофотоснимков на фрагменты, подсчета объектов целевого интереса и вычисления обобщенных характеристик местности, таких как, например, индексы растительности и городской застройки [12].

Вне зависимости от выбранного метода анализа изображений наилучшая точность визуальной детекции целевых объектов на аэрофотоснимках достигается при использовании мультиспектрального формата регистрации и хранения соответствующей растровой информации. В последнее время широкую популярность приобрел пятиканальный формат изображений $\{RE, NIR, R, G, B\}$, сочетающий в себе дальний инфракрасный, ближний инфракрасный, красный, зеленый и синий каналы

2. Постановка задачи

Целью данной работы является разработка алгоритмов и программного комплекса автоматизированного анализа снимков мультиспектральной камеры, полученных с БПЛА, для идентификации загрязнений водных поверхностей. К числу таких загрязнений относятся нефтяные и масляные пятна, а также органические выбросы.

Основным требованием к программно-алгоритмическому обеспечению является возможность загрузки подготовленных изображений, их коррекции и обработки с применением аналитических и нейросетевых методов. На выходе программного комплекса должны формироваться растровые карты, отражающие загрязненность исследуемого участка местности.

3. Описание алгоритмического обеспечения для обработки мультиспектральных снимков

Разработанное авторами программно-алгоритмическое обеспечение состоит из трех подсистем (Рис.1).

Первая подгруппа программных модулей и процедур, отвечает за предобработку аэрофотоснимков. Основной решаемой задачей при этом является выравнивание растров многоканального изображения. Потребность в данной процедуре обусловлена тем фактом, что объективы мультиспектральных камер рас-

полагаются с некоторым смещением друг относительно друга и простое наложение каналов без дополнительного выравнивания приводит к размытости результирующего аэрофотоснимка.

Вторая подгруппа реализует аналитическую обработку изображений (подстройку яркости в ручном и автоматическом режимах, расчет результирующей аналитической карты признаков).

Третья подгруппа программных компонент обеспечивает нейросетевую обработку изображений. При этом обеспечивается как возможность выбора требуемой архитектуры сверточной нейронной сети, так и ее настройки по выбранным экспертом обучающим примерам. Также как и в случае аналитической обработки в результате работы нейросетевого алгоритма формируется карта признаков, отражающая наличие или отсутствие загрязненностей на выбранном участке Земли.



Рис. 1. Структура алгоритмического комплекса для анализа мультиспектральных аэрофотоснимков

4. Аналитические алгоритмы обработки аэрофотоснимков мест загрязнений

Каждый аэрофотоснимок, получаемый мультиспектральной камерой, может быть представлен в формате $A = \{I_1, I_2, I_3, I_4, I_5\}$, где $I_k \in \mathbb{R}^{W \times H}$, $k=1..5$ – растр отдельно взятого канала из перечня $\{RE, NIR, R, G, B\}$, W – ширина изображения, H – высота изображения.

Первоочередным этапом обработки аэрофотоснимка является совмещение его каналов, которое может быть сведено к попарному выравниванию растров I_k, I_{k+1} , $k=1..4$. Причем, поскольку смещения объективов мультиспектральной камеры постоянны, то данная операция может быть выполнена однократно. Одним из эффективных способов для решения данной задачи является расстановка трех опорных точек на каждом из растров и расчет матриц гомографии $H_k \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ для каждой последовательной пары растров [13]. Опорные точки могут быть выставлены вручную или с применением алгоритмов детекции и дескрипции ключевых точек на изображении [14].

Выравнивание каналов сводится к смещению точек одного из двух растров по формуле:

$$(1) \quad p_{x,y} = H_k \cdot p_{x,y}^*,$$

где $p_{x,y} = (x, y, 1)^T$ – координаты точки исходного растра (случающего источником значения яркости), $p_{x,y}^* = (x^*, y^*, 1)^T$ – координаты смещенных точек, на модифицированном растре многоканального изображения.

Результирующая карта признаков на выходе аналитического алгоритма анализа аэрофотоснимков представляет собой монохромное изображение в формате: $J \in \mathbb{R}^{W \times H}$. При этом взаимосвязь между формируемой картой признаков и растрами мультиспектрального изображения имеет вид:

$$(2) \quad J = \sum_{k=1}^5 w_k \cdot \Psi_k(I_k),$$

где Ψ_k – преобразование k -го растра, являющееся суперпозицией операторов фильтрации яркости F , коррекции яркости B и

изменения контраста C ; $w_k \in \mathbb{R}$ – весовые коэффициенты для сбалансированного учета отдельных каналов в формируемой карте признаков.

Фильтрация яркости заключается в преобразовании значений $v_{x,y}$ для выбранного растра I_k по формуле:

$$(3) \quad F(v_{x,y}) = \max(0, v_{x,y} \cdot |v_{x,y} - c| / R),$$

где c – центральная яркость фильтра, R – полуширина фильтра.

Формула изменения яркости для каждой точки растра по выбранному каналу имеет следующий вид:

$$(4) \quad B(v_{x,y}) = v_{x,y} + b,$$

где $b \in [-255, 255]$ – смещение яркости.

Формула изменения контраста для каждой точки растра по выбранному каналу имеет следующий вид:

$$(5) \quad C(v_{x,y}) = v_{x,y} + k \cdot (v_{x,y} - v_{avg}),$$

где v_{avg} – усредненная яркость растра, k – степень изменения контраста.

Для автоматизации подбора параметров яркости и контраста отдельных каналов в составе мультиспектрального изображения использованы методы дискретной оптимизации.

Вектор настраиваемых параметров для каждого канала содержит 5 параметров:

$$(6) \quad P_k = \{c, R, b, k, w\},$$

где в порядке перечисления указаны параметры центральной яркости фильтра, полуширины фильтра, смещения яркости, степени изменения контраста, весового коэффициента для каждого канала.

Таким образом, общий вектор параметров для 5 каналов включает 25 значений.

Критерием оптимальности решения является максимизация функционала отчетливости Q загрязнения, наблюдаемого экспертом.

Для пояснения принципа расчета данного функционала рассмотрим схематичное изображение зоны загрязнения S_1 внутри свободной от загрязнения части аэрофотоснимка S_2 (рис. 2). При

этом область S_1 задается либо многоугольником, либо объединением типовых геометрических фигур.

Матожидание и дисперсия яркости v точек (x,y) на некотором участке S раstra задаются формулами (7), (8).

$$(7) \quad M(v)|_{v \in S} = \frac{1}{|S|} \cdot \sum_{(x,y) \in S} v_{x,y}$$

$$(8) \quad D(v)|_{v \in S} = \sqrt{\frac{1}{|S|} \cdot \sum_{(x,y) \in S} (v_{x,y} - M(v)|_{v \in S})^2}$$

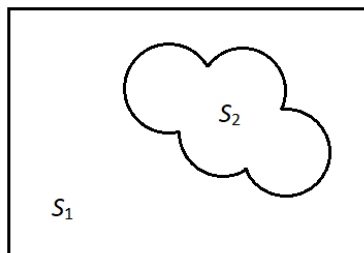


Рис. 2. Схема расположения участка загрязнения в границах аэрофотоснимка

Тогда в качестве критерия оптимальности можно использовать показатель превышения контраста целевой области над контрастом фоновой области:

$$(9) \quad Q(J, P) = \frac{D(v)|_{v \in S_1 \in I}}{D(v)|_{v \in S_2 \in I}}$$

Максимизация показателя превышения контраста за счет выбора параметров P коррекции изображения J позволяет выделить зону загрязнения не только на калибровочном аэрофотоснимке, но и на других изображениях, полученных в режиме штатной эксплуатации системы экологического мониторинга.

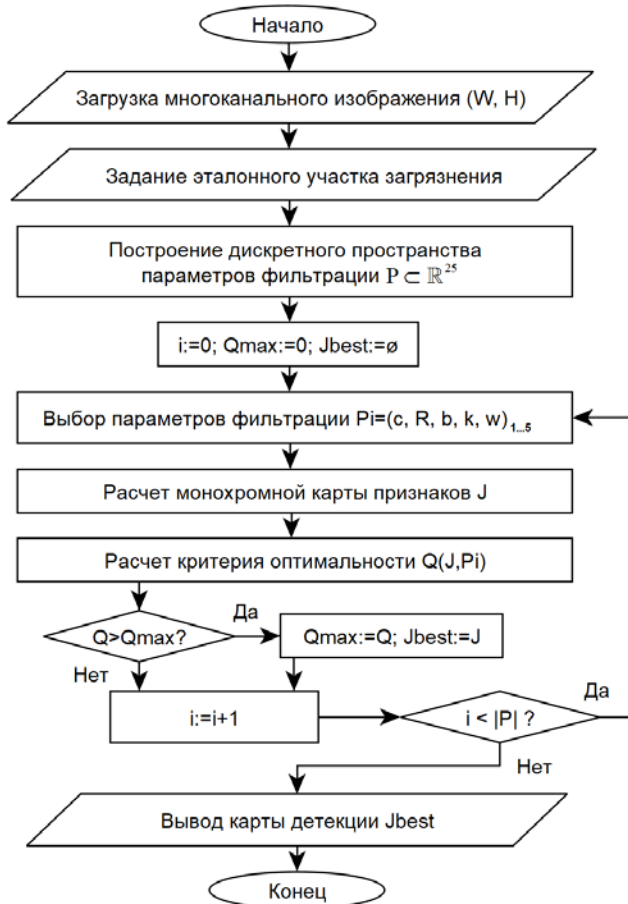


Рис. 3. Аналитический алгоритм обработки аэрофотоснимка

Обобщенный алгоритм поиска загрязнения на основе предлагаемого аналитического подхода представлен на рис. 3.

Ключевыми этапами алгоритма являются: перебор дискретизированных векторов параметров, расчет монохромных карт признаков по формуле (2) и расчет критерия оптимальности по формуле (9). Выходом алгоритма является карта признаков, наиболее отчетливая с точки зрения обнаружения загрязнений.

5. Нейросетевой алгоритм поиска загрязнений на поверхности водоемов

Предобработка входных изображений для нейросетевого анализа мультиспектральных аэрофотоснимков также предполагает выполнение операций выбора опорных точек и взаимного выравнивания каналов.

Основное отличие нейросетевого алгоритма заключается в способе построения карты признаков. Если для аналитического способа карта признаков строится поточечно на основе расчета суперпозиции описанных выше функций, то при нейросетевом подходе применяется классификация фрагментов $G_{x,y} \in \mathbb{R}^{30 \times 30 \times 5}$ аэрофотоснимка A в сочетании с методом скользящего окна.

Преимущество такого подхода заключается в том, что размер анализируемых фрагментов достаточен для выявления не только лишь яркости наблюдаемой местности, но и ее текстурных особенностей. Это позволяет, в частности, осуществлять классификацию 4 классов поверхности: {песок, трава, вода, загрязнение}.

Одной из основных сложностей при этом является оперативное формирование обучающего множества для настройки нейронной сети с учетом особенностей требуемой географической зоны.

Для решения этой проблемы разработано алгоритмическое обеспечение, которое включает интерфейс интерактивного формирования множества обучающих примеров. После загрузки аэрофотоснимка пользователь выбирает номер класса объектов, по которым формируется обучающий пример, позиционирует курсор в области целевой точки местности (x, y) и нажимает на клавишу компьютерной мыши. После этого в заданную папку на диске сохраняется изображение фрагмента G с именем файла, отражающим принадлежность к выбранному классу.

Многократное повторение данной процедуры позволяет сформировать первичное обучающее множество. При этом дополнительно применяется аугментация изображений для увеличения количества тренировочных примеров.

Не менее важной задачей является выбор структуры нейросетевого классификатора. С одной стороны она должна быть вычислительно простой, а с другой – совмещать в себе сверточные, субдискретизирующие и полносвязные слои для комплексной обработки входного изображения. Архитектура использованного классификатора приведена в табл. 1. Выходом сети являются 4 оцениваемых вероятности принадлежности входного образа одному из возможных классов поверхности.

Обучение выбранной нейронной сети производится алгоритмом обратного распространения ошибки на основе метода градиентного спуска [15].

Таблица 1. Архитектура нейросетевого классификатора

№	Название слоя	Размер слоя	Ядро под-выборки
1	Входное изображение	30×30×5	-
2	Сверточный слой	26×26×64	5×5
3	Слой субдискретизации	13×13×64	2×2
4	Полносвязный слой	64	-
5	Выходной слой soft-max-активации	4	-

После обучения классификатора, возможен запуск процедуры формирования нейросетевой карты признаков, за счет многократного расчета классификатора на различных фрагментах аэрофотоснимка, с использованием метода скользящего окна. Сдвиг фрагментов при этом может быть выбран равным половине размера входного изображения классификатора.

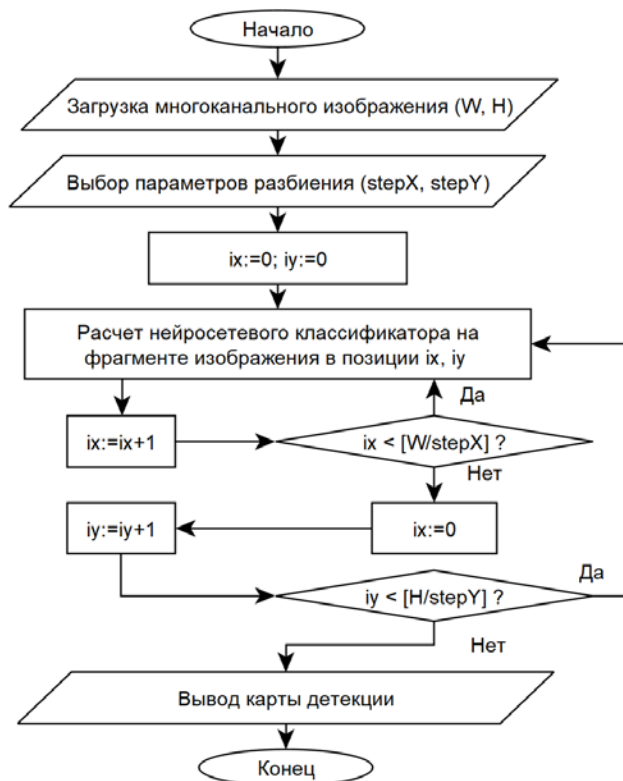


Рис. 4. Нейросетевой алгоритм обработки аэрофотоснимка

Обобщенный алгоритм нейросетевой обработки мультиспектрального аэрофотоснимка представлен на рис. 4. Расположение анализируемых фрагментов вдоль строк и столбцов исходного изображения обуславливает наличие двух циклов в структуре алгоритма. Ключевой этап алгоритма, связанный с расчетом нейросетевого классификатора, опирается на данные, таблицы 1.

Визуализация результата расчета нейросетевой карты признаков для одного из них представлена на рис. 5. Фиолетовым цветом показана найденная область загрязнения на поверхности реки.

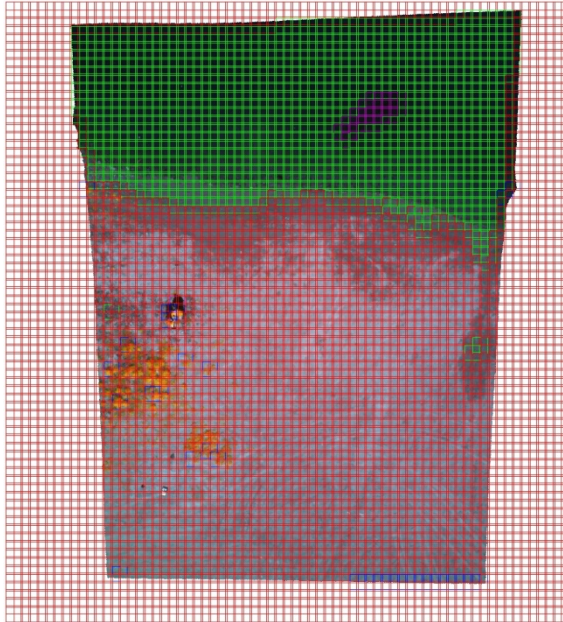


Рис. 5. Результат нейросетевой детекции загрязнения на поверхности реки

6. Программная реализация алгоритмов обработки аэрофотоснимков и оценка эффективности

Программная реализация предложенных алгоритмов потребовала разработки программного комплекса в соответствии с архитектурой, представленной на рис. 1. Описание входящих в состав программного комплекса модулей и процедур приведено в табл. 2.

Таблица 2. Описание компонент программно-алгоритмического комплекса для анализа мультиспектральных аэрофотоснимков

№	Название	Описание
1	Модуль поиска и дескрипции опорных точек	Группа программных функций для выделения на изображении контрастных участков с привязкой их центральных точек к системе ко-

		ординат фотоснимка. При этом вектор дескрипции данных участков инвариантен к изменению цветовой гаммы каналов мультиспектрального изображения.
2	Процедура выравнивания каналов мультиспектрального изображения	Программная функция, осуществляющая сдвиг каналов мультиспектрального изображения по осям X и Y, такой, что достигается максимум критерия взаимной корреляции каналов
3	Процедура создания TIFF-файла	Программная функция, обеспечивающая объединение нескольких одноканальных растровых изображений в единый TIFF-файл
4	Интерфейс подстройки коэффициентов спектральной яркости	Группа функций и графических элементов взаимодействия с пользователем для фильтрации диапазона значений яркости на изображении, корректировки яркости и контраста каналов TIFF изображения.
5	Модуль расчета аналитической карты признаков	Совокупность программных функций, реализующая аналитическое определение областей вероятного расположения загрязнения на наблюдаемом участке местности
6	Процедура оптимизации коэффициентов спектральной яркости	Программно реализованный алгоритм выбора субоптимальных значений параметров фильтрации, яркости и контраста для каждого из каналов мультиспектрального аэрофотоснимка
7	Интерфейс подготовки обучающих множеств	Совокупность программных функций и графических элементов взаимодействия с пользователем, позволяющая выбрать и сохранить на

		диск множество фрагментов изображения, относящихся к одному из типовых классов (водная поверхность, пятно загрязнения, песок, трава и т.д.)
8	Процедура обучения нейросетевого классификатора	Программно реализованный алгоритм подстройки весовых коэффициентов нейронной сети на базе метода градиентного спуска (алгоритм обратного распространения ошибки)
9	Модуль расчета нейросетевой карты признаков	Программный модуль, основанный на применении метода скользящего окна в сочетании с расчетом нейросетевого классификатора изображений
10	Интерфейс задания эталонных областей	Совокупность программных функций и графических элементов взаимодействия с пользователем, позволяющая эксперту очертить многоугольник целевого интереса вокруг обнаруженного загрязнения на поверхности воды
11	Процедура расчета ошибки	Программная функция для оценки точности обнаружения загрязнения аналитическим или нейросетевым методом на основе сравнения с экспертной оценкой

Для реализации программно - алгоритмического обеспечения был выбран язык программирования Python, в том числе входящие в его состав библиотеки OpenCV, TKInter, PyGgame.

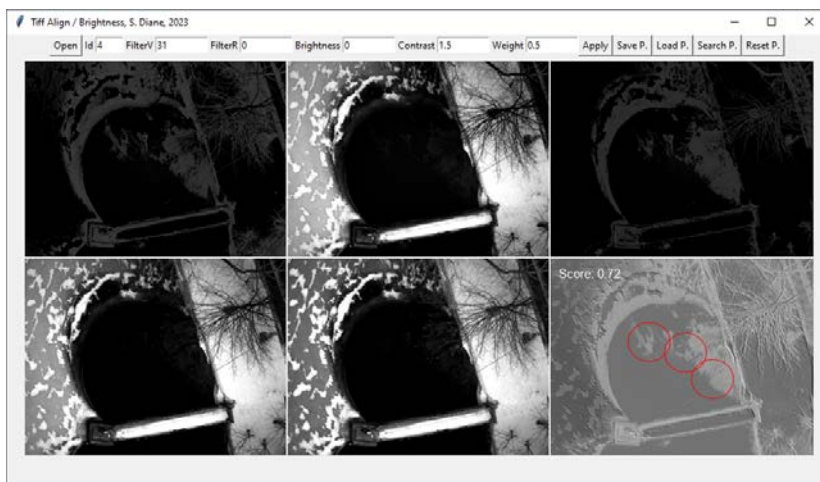


Рис. 6. Интерфейс программного комплекса для анализа мультиспектральных аэрофотоснимков

Интерфейс разработанного программного комплекса представлен на рис. 6. В выведенном на экран графическом окне представлены 5 каналов мультиспектрального аэрофотоснимка водоема, расположенного на территории ИПУ РАН. К каждому из каналов применен вектор параметров фильтрации, подстройки яркости и контраста, полученный в результате запуска процедуры оптимизации коэффициентов спектральной яркости. Объединение данных каналов в монохромное изображение карты признаков представлено в области 6 графического окна.

Красными окружностями на карте признаков показан целевой участок местности, заданный экспертом и служащий для расчета показателя превышения контраста (9) в процессе подстройки коэффициентов спектральной яркости.

Отдельного пояснения требует процедура расчета ошибки детекции загрязнения в пределах рассматриваемого участка местности S_i . Как показано на рис. 7, эталонная область загрязнения S_e и детектируемые области загрязнения S_n , S_a могут не совпадать.

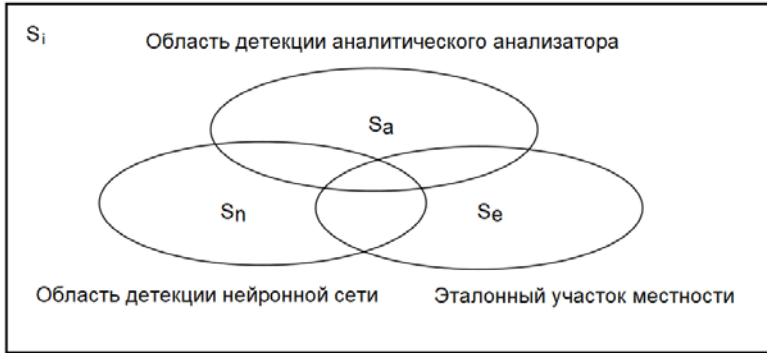


Рис. 7. Принцип оценки точности обнаружения загрязнений

И для аналитического, и для нейросетевого детекторов оценки точности рассчитываются с использованием аппарата теории множеств, в частности с применением операций пересечения и исключения к некоторым из множеств точек, представленным на рис. 6. При этом целесообразен расчет трех основных оценок, применяемых в машинном обучении, – точности P , полноты R , и обобщенной метрики $F1$. Формулы для оценки данных показателей для аналитического детектора имеют следующий вид:

$$(10) \quad P = \frac{S_a \cap S_e}{S_a \cap S_e + S_a \cap (S_i \setminus S_e)}$$

$$(11) \quad R = \frac{S_a \cap S_e}{S_a \cap S_e + S_e \cap (S_i \setminus S_a)}$$

$$(12) \quad F1 = \frac{2PR}{P + R}$$

Аналогичным образом рассчитываются данные показатели и для нейросетевого детектора.

Выражение (12) было использовано для оценки точности аналитического и нейросетевого детекторов на тестовом множестве аэрофотоснимков, включающем 50 изображений, размеченных экспертом. Точность аналитического способа обнаруже-

ния загрязнений в проведенных экспериментах составила 78%. Точность нейронной сети составила 93%.

7. Заключение

В данной статье представлены алгоритмы и программный комплекс автоматизированного анализа снимков мультиспектральной камеры БПЛА для идентификации загрязнений водных поверхностей.

Основным требованием к программно-алгоритмическому обеспечению является возможность загрузки подготовленных изображений, их коррекции и обработки с применением аналитических и нейросетевых методов. На выходе программного комплекса должны формироваться растровые карты, отражающие загрязненность исследуемого участка местности.

Предлагаемый подход является комплексным и основан на использовании математического аппарата цифровой обработки информации, методов искусственного интеллекта, теории множеств.

Аналитический алгоритм, основанный на взвешенном суммировании нескольких каналов мультиспектрального снимка, достаточно прост в интерпретации экспертом и, кроме того, не требует больших вычислительных мощностей.

В свою очередь, преимуществом использования нейросетевого алгоритма является возможность более эффективного учета текстурных составляющих на фрагментах изображений. Тем не менее, выбранный подход к использованию метода оконного сканирования для расчета нейронной сети не может считаться наиболее оптимальным с точки зрения требований к вычислительным ресурсам, что крайне важно для исследования больших систем. В этой связи дальнейшие перспективы развития предложенного подхода связаны с рассмотрением сегментирующих нейронных сетей, принимающих на вход весь аэрофотоснимок целиком без разбиения его на фрагменты.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Фонда содействия инновациям в рамках проекта по договору № 185ГС1ИИС12-D7/80635.

Литература

1. XIANG T. -Z., XIA G. -S. AND ZHANG L. *Mini-Unmanned Aerial Vehicle-Based Remote Sensing: Techniques, applications, and prospects* // In IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. – 2019. – vol. 7, no. 3. – pp. 29-63. doi: 10.1109/MGRS.2019.2918840.
2. VASILYEV A. V., MELNIKOVA I. N., POBEROVSKAYA L. N., AND TOVSTENKO I. A. *Spectral brightness coefficient of natural ground surfaces in spectral ranges 0.35 to 0.85 μm based on airborne measurements* // Proc. SPIE 3237, 23rd European Meeting on Atmospheric Studies by Optical Methods. – 1997. doi: 10.1117/12.284763.
3. VYTOVTOV K. A., BARABANOVA E. A., GLADKIKH T. Y., KULINA A. L. AND VYTOVTOV G. K., *Remote Monitoring of Water Pollution With Oil Products in the Visible Range by Using UAV Multispectral Camera* // Proc. 2022 International Conference on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT-2022), Astrakhan, Russian Federation, 2022. – pp. 1-5, doi: 10.1109/ICCT56057.2022.9976826.
4. ALI N.M., KARIS M.S., SOBRAN N.M.M., BAHAR M.B., KEN O.K., IBRAHIM M.M., JOHAN N.F. *Detection of multiple mangoes using histogram of oriented gradient technique in aerial monitoring* // ARPJ Journal of Engineering and Applied Sciences. – 2017. – 12 (8). – pp. 2730-2736.
5. KANTH P. C., GUPTA N. AND ARI S. *Change Detection in Multispectral Satellite Images using Histogram based Thresholding Technique* // Proc. of 2019 IEEE International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT), Coimbatore, India. – 2019. – pp.1-5. doi: 10.1109/ICECCT.2019.8869500.
6. CONG Z., YAN G., SHENGHUI F., KAILI Y., PENG, WU Y., RENSHAN Z. *Combining spectral and wavelet texture features for unmanned aerial vehicles remote estimation of rice leaf area index* // Frontiers in Plant Science. – 2022. – Vol. 13. doi: 10.3389/fpls.2022.957870.

7. PYKA, K. *Wavelet-Based Local Contrast Enhancement for Satellite, Aerial and Close Range Images*. Remote Sens. 2017, 9, 25, doi: 10.3390/rs9010025.
8. RODRIGUES R. B., PELLEGRINO S., PISTORI H. *Combining Color and Haar Wavelet Responses for Aerial Image Classification* // In Artificial Intelligence and Soft Computing. Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg – 2012. – vol. 7267. – pp. 583-591. doi: 10.1007/978-3-642-29347-4_68.
9. MENG L., ZHOU J., LIU S., DING L., ZHANG J., WANG S., LEI T., *Investigation and evaluation of algorithms for unmanned aerial vehicle multispectral image registration*, International // Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2021. Vol. 102, 102403, ISSN 1569-8432, doi: 10.1016/j.jag.2021.102403.
10. ZAMPIERI A., CHARPIAT G., N. GIRARD, TARABALKA Y. *Multimodal image alignment through a multiscale chain of neural networks with application to remote sensing* // The European Conference on Computer Vision (ECCV). – 2018. – pp. 657-673. doi: 10.1007/978-3-030-01270-0_40.
11. MOGHIMI A., YANG C., ANDERSON J. A. *Aerial hyperspectral imagery and deep neural networks for high-throughput yield phenotyping in wheat* // Computers and Electronics in Agriculture. – 2020. – Vol. 172. doi: 10.1016/j.compag.2020.105299.
12. BARRIENTOS Z., NÁJERA J. M., ZÚÑIGA M. *A Satellite and Ground Evaluation of Urban Vegetation and Infrastructure in the Landscape of a Tropical City: Heredia, Costa Rica* // Cities and the environment. 2013.
13. ZHANG Z., HANSON A.R. *3D Reconstruction based on homography mapping* // Proc. ARPA96. – 1996. – pp. 1007-1012, 1996
14. RUBLEE E., RABAUD V., KONOLIGE K., BRADSKI G.. *ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF* // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. – 2011. –pp. 2564-2571.
15. ХАЙКИН С. *Нейронные сети: полный курс* - Изд. 2-е, испр. – М.: Вильямс, 2008. – 1103 с.

ALGORITHM FOR ANALYSIS OF MULTISPECTRAL AERIAL IMAGES FROM UAV FOR IDENTIFICATION OF WATER POLLUTION USING ANALYTICAL METHODS AND NEURAL NETWORK APPROACHES

Seku Diane, Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Cand.Sc., (diane1990@yandex.ru)

Konstantin Vytovtov, Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Doctor of Science, assistant professor (vytovtov_konstan@mail.ru)

Elizaveta Barabanova, Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Doctor of Science, assistant professor (elizavetaalex@yandex.ru)

Abstract: The article is devoted to the development of algorithms for the analysis of pollution on the surface of water bodies based on visual information obtained using a multispectral camera mounted on the body of a UAV. The structure of the algorithmic complex for the analysis of multispectral aerial photographs is proposed. Within the framework of the developed approach, each of the analyzed images undergoes a preprocessing procedure that ensures the alignment and alignment of its spectral channels into a single multidimensional raster. The developed analytical algorithm makes it possible to process and convolve the channels of a multispectral image using three mathematical operators - bandpass filtering, contrast change, and brightness change. At the same time, the choice of parameters for identifying pollution on the surface of water bodies is based on a preliminary stage associated with maximizing the contrast excess index for the reference area. The proposed neural network pollution analysis algorithm is based on the application of the sliding window method in combination with the convolutional architecture of the neural network classifier for the analysis of image fragments located on a rectangular grid. The software implementation of these algorithms, as well as the development of a graphical user interface, made it possible to confirm the assumption about the effectiveness of each of the considered approaches. Experimental studies have shown that the neural network algorithm wins in accuracy, and the analytical approach is easier to interpret from the point of view of an expert.

Keywords: aerial photograph, analytical method, neural network approach

УДК 519.7 + 62

ББК 22.18+40

Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии ...заполняется редактором...

Поступила в редакцию ...заполняется редактором...

Опубликована ...заполняется редактором...