

АЛГОРИТМ АНАЛИЗА МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ АЭРОФОТОСНИМКОВ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЗАГРЯЗНЕНИЙ ВОДОЕМОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АНАЛИТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ ПОДХОДОВ¹

Диане С. А. К.², Вытовтов К. А.³, Барабанова Е. А.⁴
(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: полосовой 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. На основе программной реализации предложенных алгоритмов и графического интерфейса пользователя проведены экспериментальные исследования, которые подтвердили эффективность каждого из рассмотренных подходов и 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 Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского научного фонда №23-29-00795, <https://rscf.ru/project/23-29-00795>.

² Секу Абдель Кадер Диане, к.т.н., с.н.с. (diane1990@yandex.ru).

³ Константин Анатольевич Вытовтов, д.т.н., в.н.с. (vytovtov_konstan@mail.ru).

⁴ Елизавета 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 беспилотных летательных аппаратов и спутников. При этом в ряде случаев использование БПЛА представляется наиболее целесообразным решением с точки зрения экономических затрат, точности определения загрязнений и оперативности получения результатов [13].

Методология анализа аэрофотоснимков, получаемых БПЛА по результатам мониторинга местности, основывается на пяти взаимодополняющих подходах: метод анализа коэффициентов спектральной яркости [11, 12], метод гистограммного анализа сопоставления изображений [2, 5], методы сопоставления коэффициентов вейвлет преобразований изображений [4, 8, 9], методы сопоставления дескрипторов ключевых точек изображений [6], нейросетевые методы визуальной детекции объектов [3, 7, 14].

Так, в работе [11] исследованы возможности применения коэффициентов спектральной яркости для анализа аэрофотоснимков земной поверхности. Получены коэффициенты спектральной яркости для различных видов поверхности и различных углов места. В [12] 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 коэффициентов 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 [2] 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 [4, 8] применены частотные методы анализа изображений. Так, в работе [4] для оценки площади рисового поля предложено использовать индекс растительности, основанный на расчете энергии вейвлет-преобразования в пределах рассматриваемого участка аэрофотоснимка. В работе [8] рассмотрены методы повышения четкости аэрофотоснимков за счет применения линейного преобразования к их вейвлет-спектрограммам.

Авторы работ [6, 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 [14]. Авторы предлагают использовать нейронную сеть для многомасштабной оценки взаимных смещений аэрофотоснимков.

Перспективность нейросетевого анализа аэрофотоснимков подтверждается и в исследовании [7], 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 [3].

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.

2. Постановка задачи и исходные данные

Целью данной работы является разработка алгоритмического обеспечения и программного комплекса для автоматизированного анализа снимков мультиспектральной камеры, полученных с БПЛА, в задаче 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.

В качестве анализируемых изображений в данной работе использованы снимки мультиспектральной камеры с пятиканальным форматом изображений {NIR, RE, R, G, B}, сочетающим в себе следующие каналы: ближний инфракрасный (NIR – 840 нм), красный край (RE – 717 нм), красный (R – 668 нм), зеленый (G – 560 нм) и синий (B – 475 нм). Угол обзора камеры 62,7°, фокусное расстояние – 5,74 мм (40 мм – эквивалент формата 35 мм), автофокус установлен на ∞ , диафрагма f/2.2. Камера содержит шесть 1/2,9-дюймовых матриц CMOS, включая

одну матрицу видимого излучения RGB и пять монохромных. Число эффективных пикселей каждой матрицы: 2,08 млн (общее число пикселей – 2,12 млн). Высота съемки составляет 25 метров.

3. Описание алгоритмического обеспечения для обработки мультиспектральных снимков

Обобщенный алгоритм анализа мультиспектральных аэрофотоснимков для идентификации загрязнений водоемов должен основываться на комплексном применении как аналитических методов, так и нейросетевых подходов. При этом существенным требованием является участие эксперта как на этапе разметки аэрофотоснимков, так и на этапе верификации и обобщения результатов, получаемых алгоритмическим способом.

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

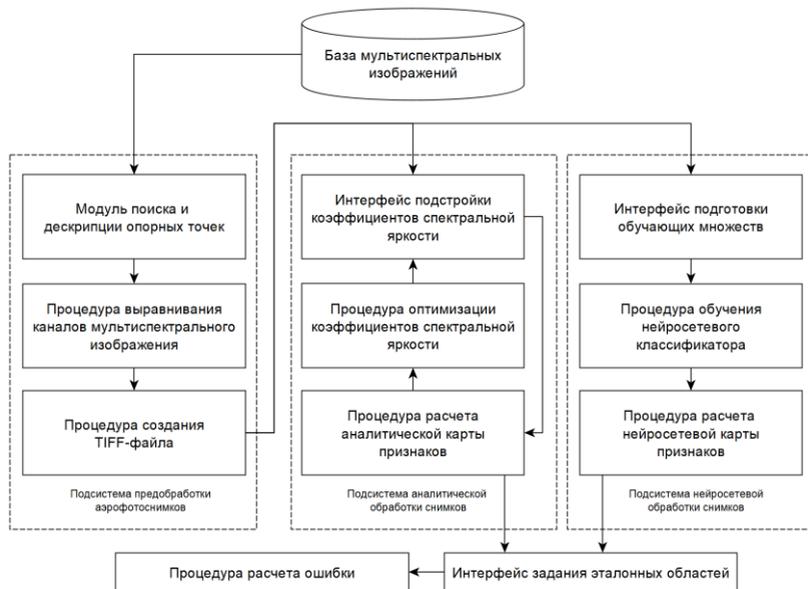


Рис. 1. Структура алгоритмического комплекса для анализа мультиспектральных аэрофотоснимков

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 располагаются 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. Как и в случае аналитической обработки, в результате работы нейросетевого алгоритма формируется карта признаков, отражающая наличие или отсутствие загрязненностей на выбранном участке Земли.

Отметим, что оценка результатов аналитической и нейросетевой обработки аэрофотоснимков производится с учетом эталонных областей загрязнений, заданных экспертом на тестовом подмножестве снимков.

Предполагаемое местоположение загрязнения на рассматриваемом участке изображения формально может быть описано совокупностью типовых геометрических фигур. В частности, удобными способами задания областей являются полигональный формат, когда целевая зона задается в виде замкнутого многоугольника, и формат набора кругов, пересекающих целевую область. В данном исследовании был использован последний подход, поскольку он вычислительно прост и удобен с точки зрения пользователя (рис. 2).

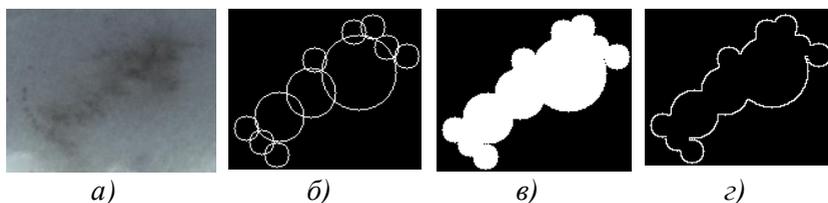


Рис. 2. Процесс интерактивного описания области загрязнения: а) фрагмент аэрофотоснимка; б) совокупность окружностей, сформированных экспертом; в) целевая область, состоящая из объединения кругов; г) ограничивающий контур области

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 $I_k \in \mathbb{R}^{W \times H}$, $k = 1, \dots, 5$, – растр отдельно взятого канала из перечня $\{NIR, RE, R, G, B\}$, 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} , $k = 1, \dots, 4$. 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 проективного преобразования (гомографии) $H_k \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ для каждой последовательной пары растров [15]. Матрицы данного типа хранят информацию о взаимном смещении, повороте и перспективном искажении растров, которые обусловлены несовпадением положений и оптических осей светочувствительных матриц в составе мультиспектральной камеры. Расчет матриц гомографии возможен по трем опорным точкам, задаваемым на каждом из совмещаемых растров. Расстановка данных точек может быть выполнена вручную или с применением алгоритмов детекции и дескрипции ключевых точек на изображении [10].

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 (служащего источником значения яркости); $p_{x,y}^* = (x^*, y^*, 1)^T$ – координаты смещенных точек, на модифицированном растре многоканального изображения. Данная формула позволяет скомпенсировать не только линейное смещение точек изображения и их поворот, но и перспективное искажение, обусловленное вариациями в наклоне объективов мультиспектральной камеры.

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 , примененных в порядке перечисления; $w_k \in \mathbb{R}$ – весовые коэффициенты для сбалансированного учета отдельных каналов в формируемой карте признаков.

Первичная фильтрация яркости, рассматриваемая как процедура выделения подмножества точек изображения, близких по яркости к загрязнению, заключается в амплитудном преобразовании значений $v_{x,y}$ для выбранного растра I_k по формуле

$$(3) \quad F(v_{x,y}) = \max(0, v_{x,y} \cdot (1 - |v_{x,y} - c|/R)),$$

где c – центральная яркость фильтра, R – полуширина фильтра. По существу данное преобразование приводит к нулю яркости точек растра, отличающихся от выбранного центрального значения на величину, большую R .

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

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

где $b \in [-255, 255] \subset \mathbb{R}$ – 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.

Отметим, что преобразования растров по формулам (3)–(5) производятся в пространстве вещественных чисел. Лишь на финальном этапе цветокоррекции растр преобразуется в целочисленный формат с применением кодировки 8 бит на пиксель.

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

Вектор настраиваемых параметров $P_k \in \mathbb{R}^5$ для k -го 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 четкости Q загрязнения, наблюдаемого экспертом.

Для пояснения принципа расчета данного функционала рассмотрим схематичное изображение зоны загрязнения S_2 внутри свободной от загрязнения части аэрофотоснимка S_1 (рис. 3). Отметим, что выполняется условие непересечения двух областей: $S_1 \cap S_2 = \emptyset$. При этом область S_2 задается либо многоугольником, либо объединением типовых геометрических фигур.

Отчетливость наблюдаемого загрязнения определяется различием в статистических характеристиках точек растра (x, y) , расположенных внутри и снаружи от пятна.

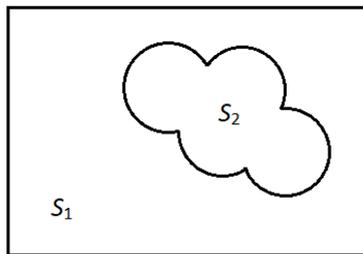


Рис. 3. Схема расположения участка загрязнения в границах аэрофотоснимка

Матожидание и смещенная оценка дисперсии яркости $v(x, y)$ на некотором участке S раstra задаются формулами

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

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

Степень контрастности области раstra S определяется как стандартное отклонение яркости на подмножестве точек из данной области:

$$(9) \quad \gamma(S) = \sqrt{D(v)|_{v \in S}}.$$

Тогда в качестве критерия оптимальности при выборе определенных параметров цветовой фильтрации можно использовать показатель превышения контраста целевой области над контрастом фоновой области:

$$(10) \quad Q(J, P) = \frac{\gamma(S_2)}{\gamma(S_1)}.$$

При этом следует исходить из предположения, что контраст пятна в области S_2 должен быть выше, чем контраст элементов изображения в области S_1 (рис. 3). Дело в том, что контур области S_2 , заданный конечным числом геометрических примитивов, на практике никогда не аппроксимирует достаточно точно границы загрязнения, поскольку на практике они имеют характер, близкий к фрактальному. Гетерогенность рассматриваемого участка S_2 (содержащего как само загрязнение, так и вкрапления

окружающей среды) позволяет говорить о ненулевом контрасте γ_2 данной области. Вместе с тем необходимо добиться существенного превышения контраста γ_2 над аналогичным показателем γ_1 для внешней среды. Выполнение данного требования возможно за счет выбора параметров P коррекции многоканального изображения A с применением методов дискретной оптимизации.

Однократно выполненная максимизация показателя превышения контраста позволяет выделить зону загрязнения не только на калибровочном аэрофотоснимке, но и на других изображениях, полученных в режиме штатной эксплуатации системы экологического мониторинга.

Обобщенный алгоритм поиска загрязнения на основе предлагаемого аналитического подхода представлен на рис. 4.

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

Отметим, что для реализации перебора параметров фильтрации эксперту необходимо задать набор дискретных значений для каждой из пяти переменных в формуле (6). Так, например, при выборе n опорных значений для каждого из параметров общее количество перебираемых вариантов будет определяться как $|P| = n^5$. Сокращение числа рассматриваемых вариантов возможно за счет перехода от метода полного перебора к методу покоординатного спуска, однако подобный подход в большей степени подвержен попаданию в локальные максимумы целевого функционала.

В качестве модельного примера, иллюстрирующего работу аналитического алгоритма поиска загрязнения, рассмотрим аэрофотоснимок, представленный на рис. 5. Эталонный участок, заданный экспертом в интерактивном режиме, показан красной линией.

Результат расчета карты признаков по совокупности выбранных параметров показан на рис. 6.

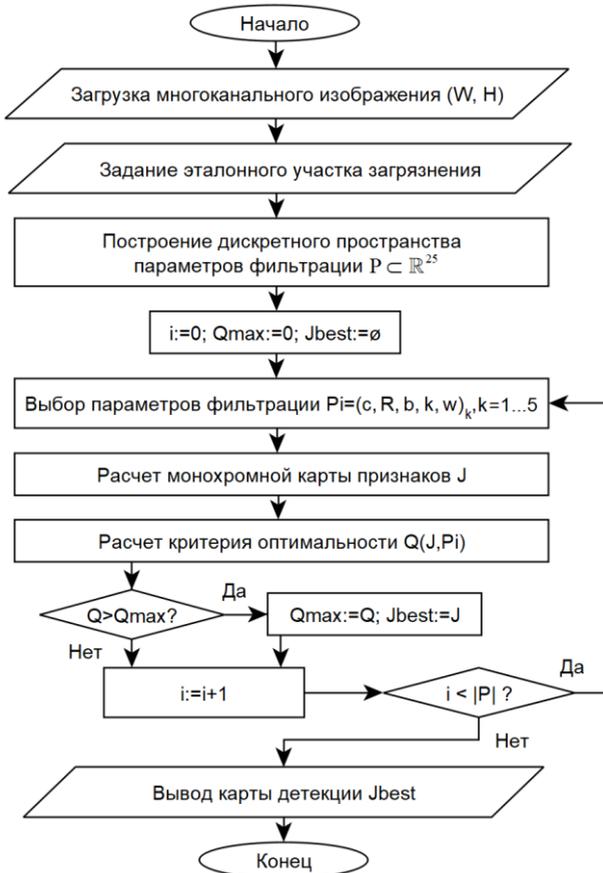


Рис. 4. Аналитический алгоритм обработки аэрофотоснимка

Значения параметров фильтрации, смещения яркости, контрастирования и взвешенного суммирования каналов перечислены ниже в таблице 1.



Рис. 5. Оригинальный аэрофотоснимок с нанесенным поверх контуром предполагаемого расположения загрязнения

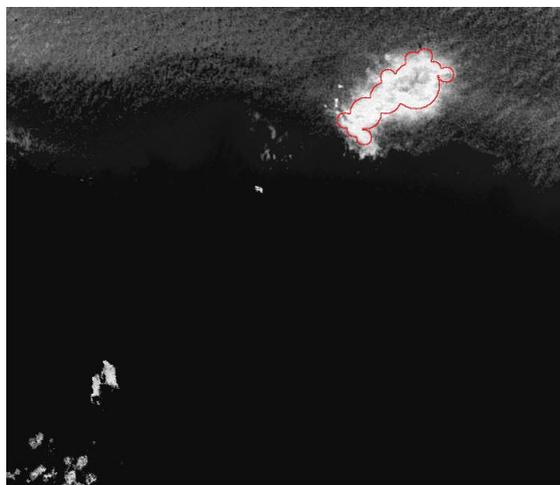


Рис. 6. Результат аналитической обработки мультиспектрального аэрофотоснимка

Таблица 1. Результирующие значения коэффициентов для аналитического подхода

Тип канала	c	R	b	k	w
NIR	15	20	100	1,5	0,25
RE	15	20	100	1,5	-0,25
R	20	20	100	1,5	1
G	10	20	100	1,5	-0,5
B	15	20	100	1,5	1

На полученном растре довольно отчетливо видно загрязнение, несколько превышающее область, изначально заданную экспертом. Однако в качестве недостатка подхода можно отметить наличие ложных срабатываний на объектах в левой нижней части снимка.

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 и верификации результатов детекции с привязкой к априорно заданным эталонным областям.

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 таблице 2. Выходом сети являются 4 оцениваемых вероятности принадлежности входного образа одному из возможных классов поверхности.

Таблица 2. Архитектура нейросетевого классификатора

№	Название слоя	Размер слоя	Ядро подвыборки
1.	Входное изображение	$30 \times 30 \times 5$	–
2.	Сверточный слой	$26 \times 26 \times 64$	5×5
3.	Слой субдискретизации	$13 \times 13 \times 64$	2×2
4.	Полносвязный слой	64	–
5.	Выходной слой softmax-активации	4	–

Обучение выбранной нейронной сети производится алгоритмом обратного распространения ошибки на основе метода градиентного спуска [1].

После обучения классификатора возможен запуск процедуры формирования нейросетевой карты признаков за счет многократного расчета классификатора на различных фрагментах аэрофотоснимка с использованием метода скользящего окна. При этом шаги сдвига скользящего окна в горизонтальном и вертикальном направлениях могут быть выбраны равными половине размера анализируемого изображения: $stepX = 15$ пикселей, $stepY = 15$ пикселей.

Обобщенный алгоритм нейросетевой обработки мультиспектрального аэрофотоснимка представлен на рис. 7.

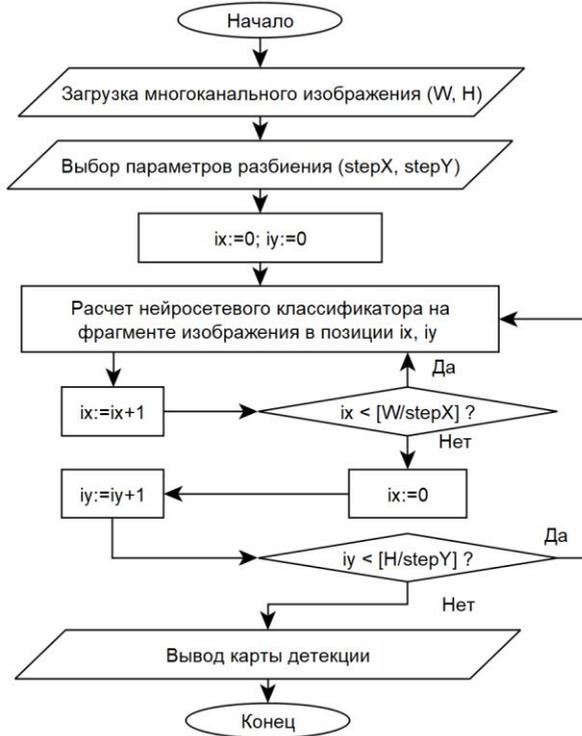


Рис. 7. Нейросетевой алгоритм обработки аэрофотоснимка

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 2.

Визуализация результата расчета нейросетевой карты признаков для одного из аэрофотоснимков представлена на рис. 8. Фиолетовым цветом показана найденная область загрязнения на поверхности реки.

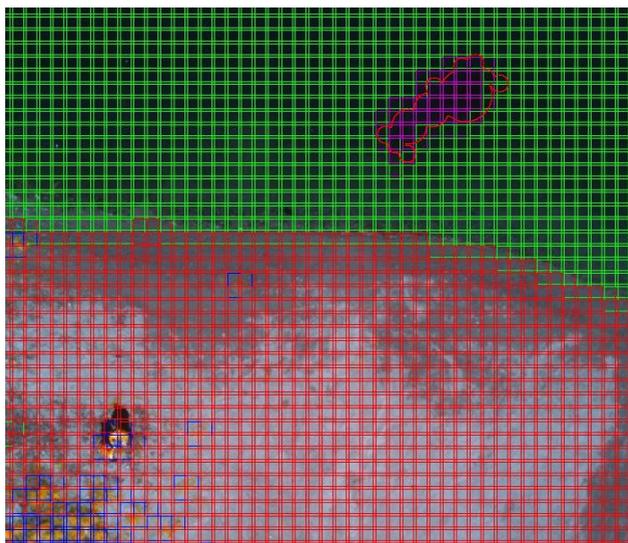


Рис. 8. Результат нейросетевой детекции загрязнения на поверхности реки

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 таблице 3.

Таблица 3. 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 координат 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 наилучших значений параметров фильтрации, яркости и контраста для каждого из каналов мультиспектрального аэрофотоснимка

Таблица 3 (продолжение)

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

Отдельного пояснения требует процедура расчета ошибки детекции загрязнения в пределах рассматриваемого участка местности S_i . Как показано на рис. 9, эталонная область загрязнения S_e и детектируемые области загрязнения S_n , S_a могут не совпадать.

И для аналитического, и для нейросетевого детекторов оценки точности рассчитываются с применением операций пересечения к некоторым из множеств точек, представленным на рис. 9.

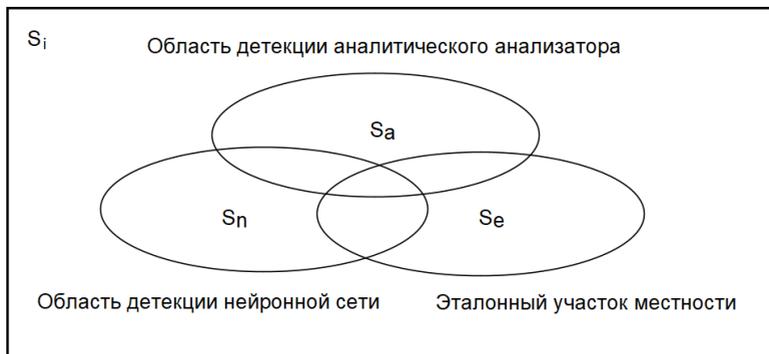


Рис. 9. Принцип оценки точности обнаружения загрязнений

При этом целесообразен расчет трех основных оценок, применяемых в машинном обучении: точности P , полноты R и обобщенной метрики $F1$. В частности, формулы для оценки данных показателей для аналитического детектора имеют следующий вид:

$$(11) P_a = \frac{|S_a \cap S_e|}{|S_a|},$$

$$(12) R_a = \frac{|S_a \cap S_e|}{|S_e|},$$

$$(13) F1_a = \frac{2P_a R_a}{P_a + R_a}.$$

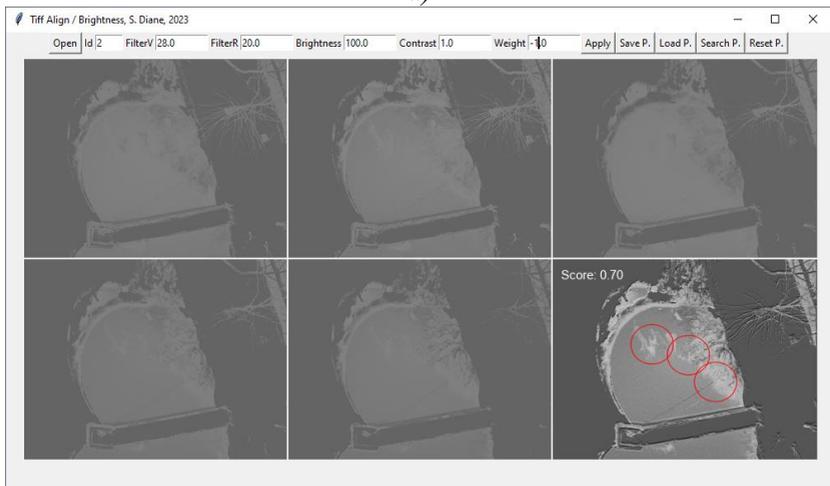
Аналогичным образом рассчитываются данные показатели и для нейросетевого детектора.

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

Интерфейс разработанного программного комплекса представлен на рис. 10. В выведенном на экран графическом окне представлено 5 каналов мультиспектрального аэрофотоснимка побережья реки (рис. 10а).



а)



б)

Рис. 10. Интерфейс программного комплекса для анализа мультиспектральных аэрофотоснимков

К каждому из каналов применен вектор параметров фильтрации, подстройки яркости и контраста, полученный в результате запуска процедуры оптимизации коэффициентов спек-

тральной яркости. Объединение данных каналов в монохромное изображение карты признаков представлено в области 6 графического окна.

Аналогичным образом разработанное программное обеспечение может быть применено и для анализа других природных объектов. Так, на рис. 10б показан пример использования разработанного программного обеспечения для анализа поверхности водоема, расположенного на территории ИПУ РАН. Отчетливость результирующей карты признаков в данном случае существенно снижена, что обусловлено текстурными особенностями окружающей среды и наличием нависающих над загрязнением ветвей деревьев.

Красными окружностями на картах признаков показаны целевые участки местности, заданные экспертом и служащие для расчета показателя превышения контраста (10) в процессе подстройки коэффициентов спектральной яркости и метрики $F1$ (13) в процессе верификации алгоритма.

Предварительные экспериментальные исследования по оценке точности аналитического и нейросетевого детекторов проводились на тестовом множестве аэрофотоснимков, включающем 50 изображений, размеченных экспертом. Точность аналитического способа обнаружения загрязнений в проведенных экспериментах составила 78%. Точность нейронной сети составила 93%.

Запланированная серия дополнительных исследований включает расширение тренировочного и тестового набора примеров для настройки аналитического и нейросетевого детекторов, проработку методики отсеечения заведомо нерелевантных участков местности при обнаружении загрязнений водной поверхности.

7. Заключение

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

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

Основными требованиями к программно-алгоритмическому обеспечению являлись возможность загрузки подготовленных изображений, их коррекции и обработки с применением аналитических и нейросетевых методов. На выходе программного комплекса необходимо было формировать растровые карты, отражающие загрязненность исследуемого участка местности.

Разработанный 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 разработанного нейросетевого алгоритма является возможность более эффективного учета текстурных составляющих на фрагментах изображений.

Отметим, что выбранный подход к использованию метода оконного сканирования для расчета нейронной сети не может считаться оптимальным с точки зрения требований к вычислительным ресурсам. В этой связи дальнейшие перспективы развития предложенного алгоритмического комплекса связаны с рассмотрением сегментирующих нейронных сетей, принимающих на вход весь аэрофотоснимок целиком без разбиения его на фрагменты и потенциально способных достичь более высокой производительности и точности при определении загрязнений.

Литература

1. ХАЙКИН С. *Нейронные сети: полный курс*. – М.: Вильямс, 2008. – 1103 с.
2. ALI N.M., KARIS M.S., SOBRAN N.M.M., BAHAR M.B. et al. *Detection of multiple mangoes using histogram of oriented gradient technique in aerial monitoring // ARPN Journal of*

- Engineering and Applied Sciences. – 2017. – Vol. 12 (8). – P. 2730–2736.
3. 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.
 4. CONG Z., YAN G., SHENGHUI F., KAILI Y. et al. *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.
 5. KANTH P.C., GUPTA N., ARI S. *Change Detection in Multi-spectral Satellite Images using Histogram based Thresholding Technique* // Proc. of 2019 IEEE Int. Conf. on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT), Coimbatore, India. – 2019. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/ICECCT.2019.8869500.
 6. MENG L., ZHOU J., LIU S., DING L. et al. *Investigation and evaluation of algorithms for unmanned aerial vehicle multi-spectral image registration, International* // Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2021. – Vol. 102, 102403. – DOI: 10.1016/j.jag.2021.102403.
 7. 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.
 8. PYKA K. *Wavelet-Based Local Contrast Enhancement for Satellite, Aerial and Close Range Images* // Remote Sens. – 2017. – Vol. 9. – P. 25. – DOI: 10.3390/rs9010025.
 9. RODRIGUES R.B., PELLEGRINO S., PISTORI H. *Combining Color and Haar Wavelet Responses for Aerial Image Classification* // In: Artificial Intelligence and Soft Computing / Eds. – Springer Berlin Heidelberg, 2012. – Vol. 7267. – P. 583–591. – DOI: 10.1007/978-3-642-29347-4_68.

10. RUBLEE E., RABAUD V., KONOLIGE K., BRADSKI G. *ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF* // Proc. of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision. – 2011. – P. 2564–2571.
11. VASILYEV A.V., MELNIKOVA I.N., POBEROVSKAYA L.N., 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.
12. VYTOVTOV K.A., BARABANOVA E.A., GLADKIKH T.Y., KULINA A.L. et al. *Remote Monitoring of Water Pollution With Oil Products in the Visible Range by Using UAV Multi-spectral Camera* // Proc. 2022 Int. Conf. on Information, Control, and Communication Technologies (ICCT-2022), Astrakhan, Russian Federation, 2022. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/ICCT56057.2022.9976826.
13. XIANG T.-Z., XIA G.-S., ZHANG L. *Mini-Unmanned Aerial Vehicle-Based Remote Sensing: Techniques, applications, and prospects* // IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. – 2019. – Vol. 7, No. 3. – P. 29–63. – DOI: 10.1109/MGRS.2019.2918840.
14. ZAMPIERI A., CHARPIAT G., GIRARD N., 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. – P. 657–673. – DOI: 10.1007/978-3-030-01270-0_40.
15. ZHANG Z., HANSON A.R. *3D Reconstruction based on homography mapping* // Proc. ARPA96. – 1996. – P. 1007–1012.

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

Sekou Diane, V.A. Trapeznikov Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Candidate of Science, (diane1990@yandex.ru)

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

Elizaveta Barabanova, V.A. Trapeznikov 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

DOI: 10.25728/ubs.2024.108.6

*Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии А.И. Алчиновым.*

Поступила в редакцию 07.07.2023.

Опубликована 31.03.2024.