

# ДИАГНОСТИКА ЛАНДШАФТОВ ПРОВИНЦИИ ЭЛЬ-ДИВАНИЯ (ИРАК) ПО МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫМ СНИМКАМ LANDSAT-8

© 2018 З.Х. Халил, С.М. Абдуллаев

*Южно-Уральский государственный университет*

*(454080 Челябинск, пр. им. В.И. Ленина, д. 76)*

*E-mail: zenahussaink@gmail.com, abdullaevsm@susu.ru*

Поступила в редакцию: 02.04.2018

Дистанционные методы мониторинга и прогноза урожайности сельскохозяйственных культур широко используются во всем мире. Однако такие методы не являются универсальными и требуют апробации в каждом ландшафтном регионе. В работе исследуются подходы к использованию мультиспектральных снимков спутника Landsat-8 для классификации ландшафтов провинции Эль-Дивания — одного из главных центров орошаемого земледелия Ирака. Исходными данными для классификации послужили сходные по радиометрическим характеристикам снимки, сделанные в период максимальной вегетации зерновых культур (март 2014, 2015 и 2016 года). Такой подбор снимков предполагал уверенное выделение агроландшафтов на основе вегетационного индекса NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Исследование отклика распределений NDVI на изменения площади зерновых культур и на сезонные осадки позволило обосновать пороговые значения индекса для ландшафтов провинции. В том числе выделены четыре типа ландшафтов: ландшафты со здоровой, умеренно разреженной растительностью ( $NDVI > 0,34$ ); ландшафты с угнетенной или сильно разреженной растительностью ( $0,34 \geq NDVI > 0,19$ ); ландшафты без растительности ( $0,19 \geq NDVI > -0,1$ ) и водные ландшафты ( $NDVI \geq -0,1$ ). Сравнение типов автоматически классифицированных и визуально дешифрованных ландшафтов, формализованное в матрицу ошибок, показывает, что общая точность, F-мера и другие метрики качества классификации близки к 90 %.

*Ключевые слова: дистанционное зондирование агроландшафтов, Эль-Дивания, обработка снимков Landsat-8, Normalized Difference Vegetation Index, фенология зерновых культур, автоматическая классификация растительного покрова, density slicing, оценка точности классификации.*

## ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Халил З.Х., Абдуллаев С.М. Диагностика ландшафтов провинции Эль-Дивания (Ирак) по мультиспектральным снимкам Landsat-8 // Вестник ЮУрГУ. Серия: Вычислительная математика и информатика. 2018. Т. 7, № 3. С. 5–18. DOI: 10.14529/cmse180301.

## Введение

Прогноз урожайности зерновых культур является главной задачей агрометеорологии. В том числе это актуально для республики Ирак, где зерновыми занята половина пахотных угодий. Традиционно прогноз урожайности опирается на анализ временных рядов урожайности за прошедшие годы, агроклиматические данные, оценку культуры земледелия и прогноз погодных факторов, влияющих на продуктивность агроценозов. Особую важность в мониторинге агроландшафтов представляют спутниковые изображения земной поверхности в различных диапазонах длин волн. Исходные оценки солнечной радиации, отраженной от покрытой растительностью земной поверхности, чаще всего представляются в виде так называемых вегетационных индексов, из которых

наиболее известен NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Он вычисляется, как отношение:

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}, \quad (1)$$

где *RED* и *NIR* — значения коэффициента спектральной яркости в красном (примерно 620–740 нм) и ближнем инфракрасном (800–1100 нм) диапазонах длин волн. Успешность применения NDVI обусловлена оптическими свойствами зеленой растительности, связанными с биофизическими процессами фотосинтеза: поглощением излучения хлорофиллом в красной и отражением поверхностью растений в ближней инфракрасной областях спектра. Поэтому NDVI обладает тесной связью с площадью ассимиляционной поверхности растений и содержанием в них хлорофилла, т.е. отражает продуктивность сельскохозяйственных культур. Обычно мультиспектральные снимки одного и того же участка земной поверхности с разрешением до 15–30 метров доступны с периодичностью в две недели, что позволяет использовать такие снимки для оценки фенологических состояний и сезонной динамики растительных сообществ. Методы оценки состояния растительного покрова по его отражательной способности в различных участках спектра по своей природе являются физико-статистическими. Поэтому для практического использования, необходима апробация методов, применительно к условиям конкретного ландшафта и типу возделываемой культуры [1–6].

Настоящая работа является одной из первых классификаций ландшафтов провинции Эль-Дивания (Ирак) с использованием данных спутника Landsat-8. Учитывая поисковый характер исследования, в структуре текста мы ограничились краткой характеристикой объекта исследования, используемых спутниковых данных и их обработки (раздел 1) и сосредоточились на экспериментальной классификации ландшафтов, основанной на выборе порогов вегетационного индекса NDVI (раздел 2). В заключении обозначены перспективы новых исследований.

## 1. Регион, данные и первичная обработка информации

### 1.1. Регион исследования

Провинция Эль-Дивания расположена между 44,55° и 31,87 °в. д. и между 34,40° и 31,59° с.ш. На территории провинции площадью 8786 км<sup>2</sup> (1,9 % площади Ирака) располагаются обширные сельскохозяйственные районы, водно-болотные угодья (озеро Фурат и марши Далмаж), а также пустыни и полупустыни.

В климате провинции выражены два сезона: зимний с декабря по февраль, и летний с мая по октябрь, с короткими межсезоньями в марте — апреле и ноябре. Зима обычно умеренно прохладная (табл. 1), хотя бывают очень жаркие и холодные дни, включая заморозки.

Лето характеризуется ясным небом, экстремально высокими температурами и низкой относительной влажностью. Летом дует северный и северо-западный ветер шамал, приносящий очень сухой воздух. В начале лета и начале зимы дует южный и юго-восточный ветер шарк (по-арабски, восточный). Пыльные бури возникают в любое время года, но их пик приходится на июль (5–6 дней).

Зимой, когда ось струйного течения смещается на юг, некоторые циклонические вихри и депрессии достигают южного Ирака. Все годовые осадки выпадают с ноября по апрель. Количество осадков значительно меняется по годам, и часто суммы осадков не

Климат Эль-Дивании (32,01° с.ш. 44,89° в.д.)

Месяцы	I	II	III	IV	V	VI	VII	VIII	IX	X	XI	XII	Год
Температура, °C	10,5	12,8	16,9	22,2	27,5	32,1	33,5	33,3	30,2	25,1	17,9	12,1	22,8
Осадки, P, мм	21	15	16	18	7	0	0	0	0	2	15	23	117
2014, P, мм	34	1	17,5	10,5	1	0	0	0	0	0	9	0,5	73,5
2015, P, мм	1	5	10	6,5	1	0	0	0	0	4,5	22	13	63
2016, P, мм	8	12	16	5	6	0	0	0	н/д	н/д	н/д	н/д	

отражают количество осадков, выпавших в дождливый период. Так, в дождливый сезон 2013/14 выпало 117 мм осадков, но при расчете за календарный 2014 год — всего 73,5 мм (см. табл. 1). За календарный 2015 год выпало 63 мм, но в зимний сезон 2014/15 года всего 33 мм, а в сезон 2015/16 более 80 мм.

*Естественные растительные сообщества.* В регионе наблюдается разнообразие трав и кустарников [7]. Повсеместно распространены шалфей, ромашка, полынь, лебеда, молочай, тимьян и различные корневищные растения. Вдоль берегов Евфрата растут ивы, тамариск, тополь, камыш и солодка. Десятки сортов финиковой пальмы доминируют в пейзажах. В заболоченных землях много разновидностей язычков, осоки, очного цвета, вики и герани. В пустыне растительный покров разрежен: тамариск, тысячелистник, солянка и унаби (лох).

*Сельскохозяйственные угодья* — наиболее распространенный тип земель. Климатические условия вместе с плодородными почвами аллювиальной равнины, орошаемой реками Евфрат и Бессорикан, каналами Эль-Шамия, Эль-Дивания и Эль-Дагара, сделали провинцию одной из главных житниц Ирака. В год получают два урожая. Главной летней культурой является рис. Нами на основании официальных данных управления сельского хозяйства провинции рассчитано, что площади чеков составляют около 1900 км<sup>2</sup>; урожайность риса 18 ц/га или около 30 % урожая Ирака. Зимой-весной выращивают хлебные злаки. Под посевы пшеницы и ячменя в Дивании с 1990 по 2017 годы отводилось в среднем 1600 км<sup>2</sup>. Средняя урожайность пшеницы (ячменя) за последние десять лет составляла около 20 (14) центнеров с гектара. В последние три сезона урожайность пшеницы выросла до 27–29 ц/га.

## 1.2. Спутниковые данные

В данной работе использованы данные спутника Landsat-8, что связано с высоким пространственным разрешением его сканеров. Это позволило избежать многих проблем идентификации полевых культур сканерами среднего разрешения [4]. Спутник Landsat-8 (L8) запущен в 2013 году, и его данные продолжают комплектацию архивов серии Landsat-4 — Landsat-7 [8, 9]. Всего за день L8 делает около 650 сканированных изображений — сцен с примерными размерами 170 км с севера на юг и 183 км с востока на запад. Спутник следует по фиксированным траекториям (колонка в архиве L8), повторяя последовательность сцен (ряд в архиве) каждые 16 дней. Знание того, какая сцена покрывает интересующую территорию, ускоряет поиск нужного снимка в архиве. Исходные сцены L8, полностью покрывающие территорию провинции, находятся в 38 ряду и 168 колонке. На борту L8 находятся два инструмента — мультиспектральный сенсор Operational Land Imager (OLI) и тепловой датчик Thermal Infrared Sensor (TIRS) [8, 9]. Всего на выходе OLI получают изображения в девяти спектральных полосах излу-

ния, каждая из которых имеет свое назначение при картировании ландшафтов (табл. 2). Например, короткие синие волны первой полосы используются для исследования литоральных ландшафтов и атмосферной аэрозоли. Полосы 3, 4 и 5 традиционно используются для исследования растительных покровов.

Разрешение первых семи полос составляет 30 метров, и для уточнения границ объектов используется панхроматическая полоса 8 с разрешением 15 метров. Полосы TIRS используются для оценки температуры и влажности почв (см. табл. 2). Подробное обсуждение особенностей калибровки полос L8 можно найти в работе [9].

**Таблица 2**

Название, длины волн и использование полос приема отраженного излучения Landsat-8

Полоса	Название полосы	Длины волн	Где используется, что подчеркивает
1	Coastal Aerosol	0,435–0,451	Прибрежные исследования, изучение аэрозоли, 30 м
2	Blue	0,452–0,512	Батиметрия, различает почвы и растительность, различает лиственные и хвойные породы, 30 м
3	Green	0,533–0,590	Акцентирует внимание на жизнеспособной сильной растительности, 30 м
4	Red	0,636–0,673	Выделяет склоны с растительностью, 30 м
5	Near Infrared (NIR)	0,851–0,879	Содержание биомассы, подчеркивает береговые линии, 30 м
6	Short-wave Infrared (SWIR) 1	1,566–1,651	Дискриминирует содержание влаги в почве и растительность; проникает сквозь тонкие облака, 30 м
7	Short-wave Infrared (SWIR) 2	2,107–2,294	Улучшенное определение влажности почвы и растительности, проникает тонкие облака, 30 м
8	Panchromatic	0,503–0,676	Дает четкие изображения объектов, 15 м
9	Cirrus	1,363–1,384	Улучшенное обнаружение перистых облаков «загрязняющих» изображение, 30 м
10	TIRS 1	10,60–11,19	Тепловые карты и оценки почвенной влаги, 100 м
11	TIRS 2	11,50–12,51	Улучшенное тепловое картирование и оценки влажности почв, 100 м

### 1.3. Первичная обработка информации

Весь процесс первичной обработки исходных сцен (ИС) можно разделить на три этапа: 1) «выбор ИС»; 2) «чтение, калибровка и обрезка ИС»; 3) «расчет вегетационного индекса NDVI».

*Выбор исходных сцен.* В работе использованы сцены L8, сделанные 23, 10 и 28 марта 2014, 2015 и 2016 года. Выбор дат снимков объясняется следующим. Сезонное развитие зерновых культур и их спектрально-отражательных свойств характеризуются закономерно повторяющимися фазами вегетации: всходы, весеннее отрастание, кущение, выход в трубку, колошение, цветение и плодоношение с подразделением на стадии молочной и восковой спелости. После полного созревания зерен происходит отмирание побегов. Мониторинг фенологических фаз развития растений требует особых подходов к интерпре-

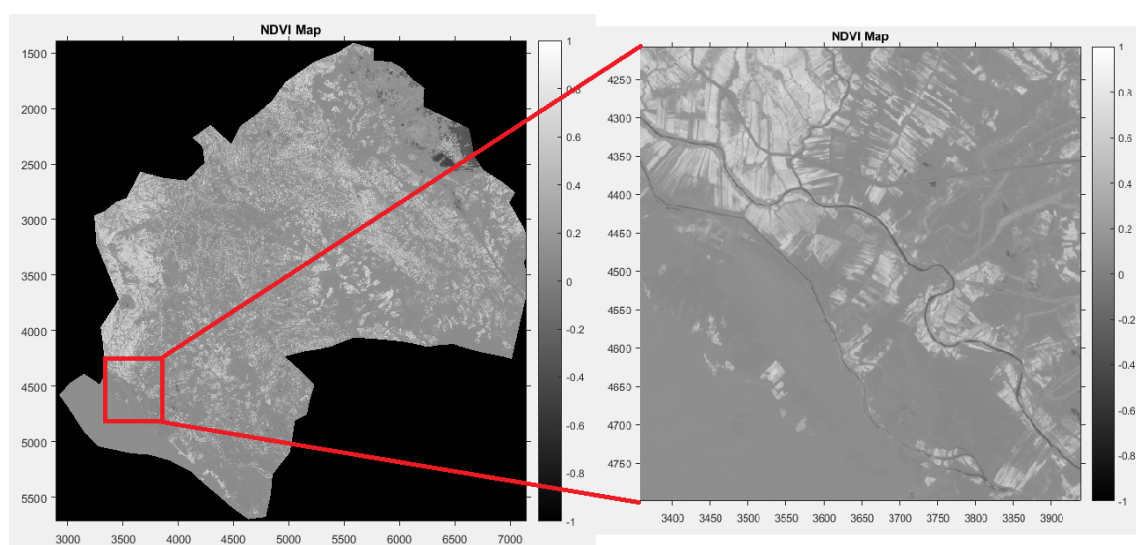
тации спутниковых данных [1–4]. В провинции сев пшеницы (ячменя) приходится на начало декабря (ноября), поэтому средние фенологические даты выхода растений на молочную спелость приходится на первые декады апреля (вторую и третью декады марта). Поэтому в этом пилотном исследовании нам было достаточно определить базовые характеристики ландшафтов в даты, близкие к полному развитию наземной части растений, т.е. примерно в период цветения и наливания зерен до молочной спелости.

*Чтение, калибровка и обрезка сцен* произведена в среде MatLab, и следуют рекомендациям [8]. Исходные сцены L8 загружались с сайта EarthExplorer Геологической службы Соединенных Штатов [8] в виде файлов в формате GeoTIFF (Geographic tagged image file format). Эти файлы содержали 16-битовые изображения в шкале серости на каждой полосе отражения из табл. 2 и сопровождалась географической и картографической информацией для *чтения* и воспроизведения изображения на экране.

Условия сканирования каждой ИС могут несколько отличаться (например, угол подъема солнца в момент ИС варьировал в пределах 10 градусов). *Калибровка* данных заключалась в радиометрической коррекции: преобразование информации с учетом угла подъема солнца в момент снимка, поглощения волн в атмосфере, характеристик сенсора в каждой полосе приема и других метаданных (файл MLT.txt). С помощью этих данных вся информация снимка масштабировалась и приводилась к отраженному излучению на верхней границе атмосферы, как если бы солнечные лучи падали вертикально на земную поверхность и частично отражались обратно, а атмосфера беспрепятственно пропускала излучение на данной длине волны.

*Обрезка сцены* — это операция, когда с учетом географической привязки изображения по контуру административных границ провинции производилось удаление пикселей, не относящихся к территории региона. Обрезка сцены в дальнейшем упростила вычисление характеристик ландшафтов.

*Вычисление вегетационного индекса.* Индекс NDVI рассчитывался по формуле 1. Для его отображения часто используется стандартизованная непрерывная градиентная шкала в диапазоне от 0 до 255, по количеству градаций серого. Результат расчета NDVI в цветах серости приведен на рис. 1.



**Рис. 1.** Карта индекса NDVI провинции Эль-Дивани, 23 марта 2015 года. Шкала серости от  $-1$  до  $+1$ . Врезка — участок поливного земледелия вблизи реки Евфрат

## 2. Классификация ландшафтов

В работе для отделения растительности от других природных поверхностей применялся метод цифровой обработки «density slicing» [10]. Это метод весьма прост: весь диапазон значений пикселей снимка «нарезается» с помощью выбранных пороговых значений на отдельные интервалы, обычно подчеркивающие какие-то особенности в распределении отражательных свойств поверхности. Таким образом, уменьшается плотность изображения — потенциальная колористическая гамма сокращается до нескольких цветов. Выбор порогов нарезки основывался на полуколичественных оценках (п. 2.1) и исследовании распределения значений NDVI за 2014, 2015 и 2016 годы (п. 2.2). Всего выделено два типа растительных ландшафтов, ландшафты, лишенные растительности, и аквальные ландшафты. Оценка точности классификации производилась путем сравнения классификации с традиционным дешифрованием ландшафтов в среде сервиса Google Earth (п. 2.3)

### 2.1. Полуколичественные оценки

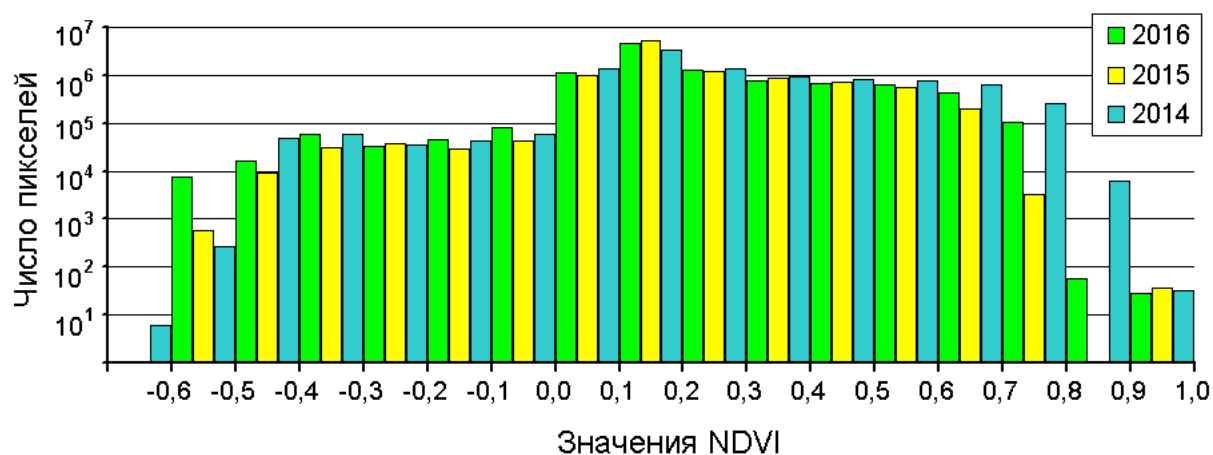
Как указывалось ранее, продуктивность ландшафтов и значения NDVI связаны между собой. Каждый из биоклиматических ландшафтов имеет свою максимальную продуктивность, и, соответственно, характерные значения NDVI. Лесотундры, полупустыни, сухие степи имеют NDVI в диапазоне  $0,2 \div 0,3$ . Влажные степи, саванны и луга  $0,4 \div 0,5$ . Бореальные леса  $0,55 \div 0,65$ . Тропические влажные леса представлены высокими значениями NDVI  $\approx 0,9$ .

Значения индекса сельскохозяйственных культур при полном проективном покрытии в разгар вегетации достигает  $0,75$ . Природные объекты, не имеющие растительности из-за особенностей отражения в видимой и инфракрасной области спектра, имеют фиксированное значение NDVI. Как правило, очень низкие значения индекса (менее  $0,1$ ), соответствуют горным породам, песку, снегу, асфальту и водным объектам. Так, из рисунка 1 видно, что значения индекса варьируют между  $-1$  и  $+1$ , где более высокие значения (светлые тона), очевидно, соответствуют активно фотосинтезирующей здоровой растительности. На увеличенной части рисунка легко различимы темные ветвистые структуры, напоминающие сеть ирригационных каналов, разрезающих светлые области отдельных полей.

### 2.2. Анализ распределений NDVI

Рисунок 2 демонстрирует межгодовые изменения площадей, занятых различными градациями вегетационного индекса. Так, предположительно водные объекты с NDVI  $< 0$  составляли  $2,5$  % общей площади провинции в 2014 году, сократившись до  $1,5$  ( $2,4$ )% в 2015 (16) году. Аналогично, площадь потенциально растительных ландшафтов с NDVI  $\geq 0,2$  уменьшилась с  $48,7$  % в 2014 году до  $36$  ( $39$ )% в 2015(16) году. Подобные колебания площадей растительности и водных объектов можно объяснить значительным увлажнением с января по март 2014 и 2016 года и дефицитом увлажнения в 2015 году (см. табл. 1). Очевидно, что в рамках предложенного объяснения, площади без растительности с NDVI от  $0$  до  $0,2$  должны следовать обратной тенденции. Действительно, число пикселей этой градации составляло  $48,8$  % общей площади провинции в 2014 году и выросло до  $62,4$  % ( $58,5$  %) в 2015 (16) году.

Приведенная выше биоклиматическая интерпретация упускает одну важную деталь распределений NDVI (см. рис. 2), что около 20–25 % площади провинции имеет значения индекса от 0,2 до 0,4, что характерно для степей и саванн, а такие зональные ландшафты в провинции отсутствуют. Возникшее противоречие между ожидаемым и фактическим распределением индекса обусловлено неоднозначностью интерпретации типа растительных ландшафтов по значению средних отражательных характеристик участка земной поверхности. Дело в том, что каждый пиксель исходной сцены мог содержать несколько фаций — мельчайших ландшафтных единиц с различными отражательными свойствами. Для растительных фаций важно не только их состояние, но и доля проективного покрытия (ПП). Например, пиксель, содержащий растительные фации с  $NDVI = 0,5$  (0,7) при 50 % ПП голый почвы с  $NDVI = 0,01$ , будет иметь значения индекса около 0,25 (0,35). Поэтому поле со здоровой, но разреженной растительностью юга Ирака может выглядеть, как участок степи или саванны.



**Рис. 2.** Распределение числа пикселей с различными значениями NDVI по годам

Вышеизложенное предполагает, что значение индекса  $\approx 0,35$  может служить порогом, отделяющим развитые здоровые сельхозкультуры и прибрежную растительность от слабой и/или сильно разреженной растительности. Решающим аргументом в пользу этого порога является то, что распределения NDVI (см. рис. 2) относятся к снимкам, сделанным в даты близкие к максимальному развитию зеленой массы высокоурожайных зерновых культур. Суммарные площади посевов пшеницы и ячменя в 2013/14 году составляли 2082 км<sup>2</sup> и сократились до 1456 (1462) км<sup>2</sup> в 2014/15 (2015/16) годах за счет двукратного уменьшения посевов ставшего нерентабельным ячменя. Теперь легко видеть, что в 2014 году зерновые занимали около 23,7 % площади провинции, что на 10 % меньше, чем площади с  $NDVI \geq 0,3$ , занятые в этот год. В 2015 и 2016 году значения этих площадей были 16,6 %, что на 6,9 и 9,5 % меньше площадей с  $NDVI \geq 0,3$ . При этом площади с  $NDVI > 0,5$  в марте 2015 (16) года составляли всего 2 (5,5)%. Поэтому основная часть полей, занятых зерновыми в эти годы, имела значения NDVI в диапазоне от 0,3 до 0,5 единиц. Поскольку в градации со значениями NDVI от 0,3 до 0,4 сохранилось от 7,8 до 9,6 % площадей, то выбор порога в центре этой градации обеспечивал условие, что весь зерновой клин с небольшой добавкой других растительных ландшафтов будет относиться к одной категории ландшафтов.

Таким образом, в качестве порога, разделяющего категории ландшафтов «Здоровая, умеренно разреженная растительность (health vegetation, HV)» и «Ослабленная либо сильно разреженная растительность» (stressed vegetation, SV), выбрано значение NDVI равное 0,34. Остальные пороги ландшафтов лишь несколько уточняли предыдущие по-луколичественные оценки. Отделяя категорию SV порогом 0,19 от категории «Участки без растительности» (non-vegetation, NV), мы заведомо выделяем все бесплод-ные земли. Категория NV, в свою очередь, отделяется от категории аквальные ланд-шафтов (water, W) порогом минус 0,1. Результаты диагноза ландшафтов с применением этих порогов представлены в табл. 3.

**Таблица 3**

Диагностика ландшафтов на основе порогов NDVI

Категория ландшафта	NDVI	годы	2014	2015	2016	среднее
Водные объекты, дороги (W)	(-1,0; -0,1]	км <sup>2</sup>	202	189	115	169
		%	2,3	2,15	1,31	1,9
Участки без растительности (NV)	(-0,1; 0,19]	км <sup>2</sup>	4166	5175	4714	4685
		%	47,4	58,9	53,65	53,3
Ослабленная либо сильно разре- женная растительность (SV)	(0,19; 0,34]	км <sup>2</sup>	1748	1809	1892	1816
		%	19,9 0	20,59	21,5	20,67
Здоровая, умеренно разреженная растительность (HV)	(0,34; 1,0]	км <sup>2</sup>	2670	1613	2065	2115
		%	30,39	18,36	23,5	24,08

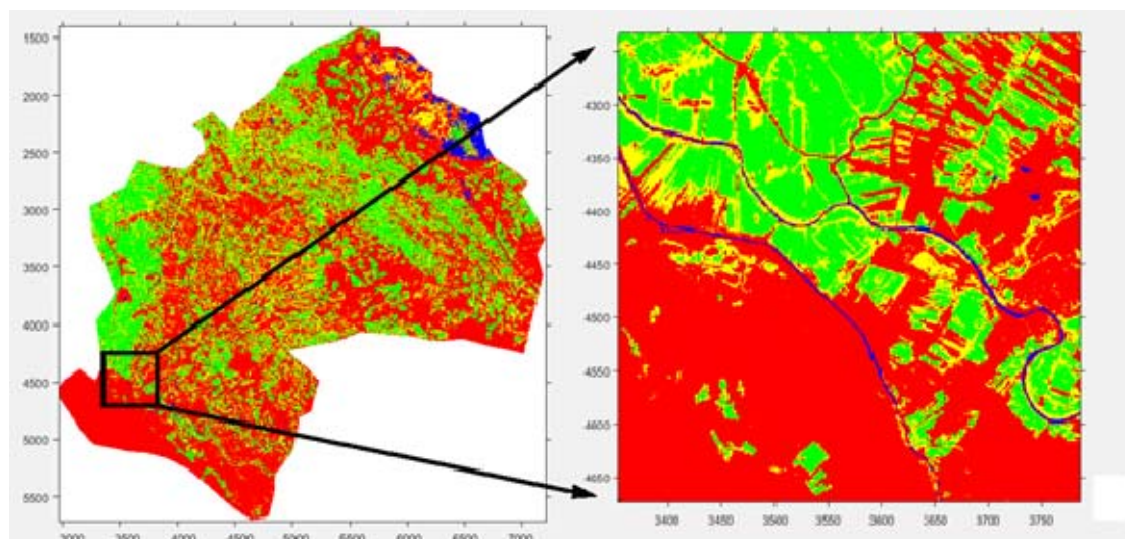
Табл. 3 демонстрирует, что наибольшие межгодовые изменения в 10–12 % площади наблюдаются только для ландшафтов со здоровой растительностью и ландшафтов без растительности. Этого следовало ожидать из-за изменения площади орошаемого земле-делия и нормального увлажнения в 2014 и 2016 годах и засухи 2015 года. Заметим, что разница между посевными площадями зерновых и площадью ландшафтов HV составля-ла в эти годы около 590, 160 и 600 км<sup>2</sup>, что требует дальнейших исследований.

Графический результат классификации (рис. 3) демонстрирует, что уменьшение плотности классифицированных изображений компенсируются возможностью быстрой идентификации характерных объектов и их изменений. Так, в увеличенном масштабе участка, располагающегося на границе региона орошаемого земледелия, довольно легко узнаются изгибы реки Евфрат и его второго спрямленного русла. Также заметно, что здоровая культивируемая растительность HV обрамлена шлейфом угнетенной расти-тельности и другие детали ландшафтов. Проведенное сопоставление таких карт за три года позволило идентифицировать увеличение площадей орошаемого земледелия на юге провинции.

### 2.3. Оценка качества классификации

В практике дистанционного зондирования качество классификации наземных ланд-шафтов оценивается с использованием наземных наблюдений в ключевых участках. В отсутствии такой возможности применяются различные техники имитации наблюдений.





**Рис. 3.** Карта ландшафтов Эль-Дивании за 2014 год. Ландшафты HV, SV, NV и W обозначены зеленым, желтым, красным и синим цветом

Для оценки качества нашей классификации мы модифицировали простую, но эффективную технику [11], использующую сервис «Google Earth» [<https://www.google.com/intl/ru/earth/>], в котором встроены процедуры работы со спутниковыми и авиационными снимками высокого разрешения (15×15 метров и лучше). В нашей технике оценки качества классификации ландшафтов выделялись четыре процедуры: 1) генерация координат ключевых участков классифицированных ландшафтов (пикселей поверки); 2) их географическая привязка к снимкам высокого разрешения; 3) визуальное дешифрование типов ландшафтов; 4) построение матрицы ошибок и оценка точности метода.

*Процедура 1.* Сначала в среде MatLab были сгенерированы рандомизированные координаты поверочных точек, как центра пикселя. В результате процедуры на каждом из трех снимков в пределах границ провинции случайным образом было выбрано по 100 пикселей, представляющих все четыре категории ландшафтов. Фактически получилось 300 кортежей, содержащих информацию: дата, широта, долгота, тип ландшафта.

*Процедура 2.* Далее эти кортежи в виде KML файлов<sup>1</sup> экспортировались в среду «Google Earth», и привязывались к снимку высокого разрешения с датой, близкой к моменту классифицированного снимка, где пиксели классифицированного изображения отражались метками цианового цвета и символами «W», «NV», «SV», «HV» (рис. 4, справа).

*Процедура 3.* Для каждой отдельно выбранной метки при максимальном увеличении окружающего метку участка земной поверхности визуально определялся тип ландшафта (см. рис. 4, слева). Например, увиденным ярко-зеленым растительным покровом присваивался класс «здоровая растительность», и после выбора в меню кнопки «HV» дешифрованный тип сравнивался с результатом автоматической классификации. В случае, если результаты дешифрирования и классификации совпадали (не совпадали), то циановый цвет метки менялся на желтый (красный).

<sup>1</sup> KML — язык разметки на основе XML для представления трехмерных геопространственных данных «Google Планета Земля».

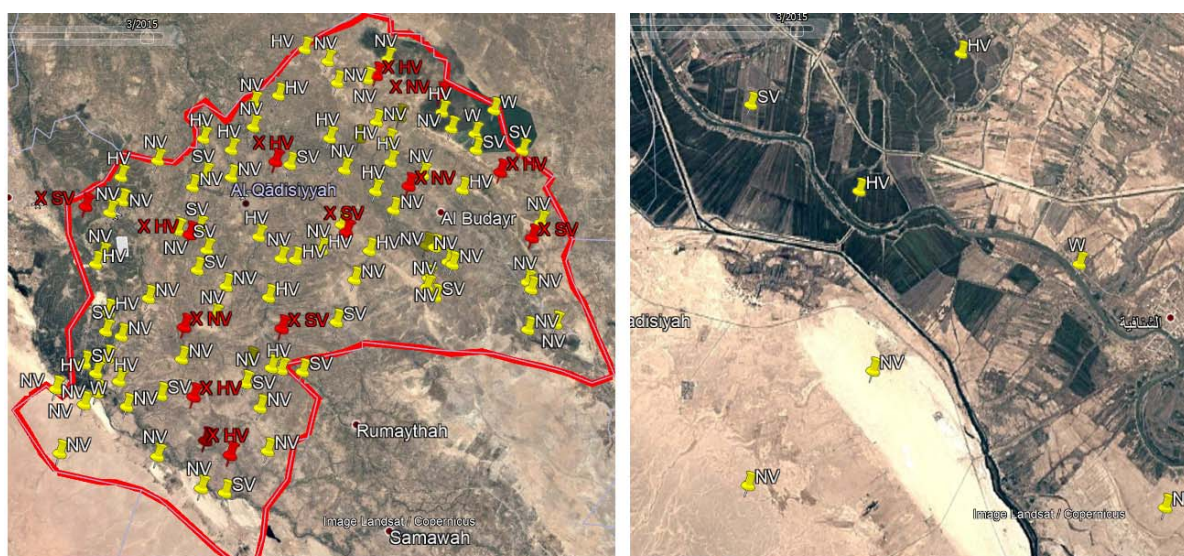


Рис. 4. Скриншоты процесса оценки качества классификации ландшафтов

Процедура 4. Результаты классификации ландшафтов и дешифрования занесены в матрицу ошибок (табл. 4), где по столбцам представлены автоматически классифицированные ландшафты, а по строкам — дешифрованные ландшафты. На основе этой матрицы вычислены следующие традиционные метрики качества классификации [12–13]: общая точность (overall accuracy), точность пользователя (user’s accuracy, UA), точность разработчика (producer’s accuracy, PA), F-мера и капша Коэна.

Общая точность классификации вычислена, как отношение суммы правильно классифицированных ландшафтов (полужирный шрифт) к общей сумме исследуемых ландшафтов, и равна 88,3 %. В целом общая точность классификации региональных ландшафтов провинции Эль-Дивания сравнима с точностью картирования агроландшафтов США, Африки и Австралии [13].

Таблица 4

Матрица ошибок

Дешифрованные ландшафты		Классифицированные ландшафты				Всего обнаружено	РА
		W	NV	SV	HV		
W		<b>10</b>	0	0	0	10	100
NV		1	<b>120</b>	3	3	127	94
SV		0	3	<b>47</b>	8	58	81
HV		0	11	6	<b>88</b>	105	84
Всего классифицировано		11	134	56	99	300	88,1
UA (%)		91	90	84	89	88,5	

Точность пользователя UA классификации вычислялась, как отношение числа правильно предсказанных типов ландшафтов к общему числу ландшафтов этого типа, предсказанному автоматической классификацией. Значения UA для растительных покровов несколько ниже, чем для ландшафтов, лишенных растительности. Средневзвешенная точность пользователя классификации равна 88,5 %.

Точность разработчика PA вычисляется, как отношение числа правильно автоматически классифицированных ландшафтов данного типа к числу таких ландшафтов, об-

наруженных при дешифрировании ландшафтов. Здесь также более низкие значения РА наблюдаются для растительных ландшафтов и высокие значения РА — для нерастительных ландшафтов. Средневзвешенное значение точности разработчика равно 88,1 %.

F-мера представляет собой гармоническое среднее между точностью пользователя и точностью разработчика и равна 88,3 %.

В дистанционном зондировании согласованность классификации оценивают с помощью статистики капша Коэна [12]. В нашем случае значение этой оценки равно 82,1 %, что совместно с другими приведенными оценками говорит о достаточно высоком качестве предложенной автоматической классификации ландшафтов.

## Заключение

Растущие возможности открытых спутниковых данных делают актуальным их использование в мониторинге сельскохозяйственных угодий республики Ирак. В этой пробной работе на примере классификации ландшафтов провинции Эль-Дивания мы продемонстрировали некоторые простые, но, как оказалось, вполне эффективные способы обработки данных спутника Landsat-8. Залогом успеха, как нам кажется, стала комбинация методов цифровой обработки изображений с общегеографическим подходом к анализу природно-антропогенных систем. Действительно, при поиске порогов NDVI мы опирались не только на известные значения, но и оценивали биоклиматические типы ландшафтов, сравнивали ряды урожайности культур, учитывали агроклиматические показатели и другие данные. Это очевидным образом демонстрирует, что прогнозирование состояния агроценозов невозможно без анализа временных рядов различных агрометеорологических величин, исследований культуры земледелия, поиска способов обработки данных дистанционного мониторинга в различных спектрах волн, включения количественных и качественных методов из других областей естествознания и техники. В свою очередь это требует исследования информационных структур, навыков обработки баз данных, разработки интегрированной среды представления знаний и ряда других информационных подходов [14], которые отражают динамику сельскохозяйственных процессов, концептуальные и эмпирические модели агроценозов, что составляет предмет диссертационного исследования авторов.

## Литература

1. Клещенко А.Д., Савицкая О.В. Оценка пространственно-временного распределения урожайности зерновых культур и стандартизированного индекса осадков по спутниковой и наземной информации // Труды ГГО. 2014. № 571. С. 147–161.
2. Галахова Ю.Е., Менжулин Г.В. Опыт построения статистических прогностических моделей урожайности различной заблаговременности, базирующихся на спутниковой // Труды ГГО. 2015. № 578. С. 101–125.
3. Лупян Е.А., Барталев С.А., Крашенинникова Ю.С. Наблюдение аномально раннего развития сельскохозяйственных культур в южных регионах России весной 2016 года на основе данных дистанционного мониторинга // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2016. Т. 13, № 2. С. 240–243. DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-2-240-243
4. Савин И.Ю., Джан С., Шишконова Е.А. и др. Карта озимых культур сезона 2017 года, размещенная на сервисе ВЕГА: результаты выборочной проверки качества //

- Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2017. Т. 14, № 4. С. 125–131. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-4-125-131
5. Muhaimed A.S., Al-Hedny Suhad M. Evaluation of Long-Term Vegetation Trends for Northeastern of Iraq: Mosul, Kirkuk and Salah al-Din // IOSR Journal of Agriculture and Veterinary Science (IOSR-JAVS). 2013. Vol. 5, No. 2. PP. 67–76.
  6. Muhsin I.J. Change Detection of Remotely Sensed Image Using NDVI Subtractive and Classification Methods // Iraqi Journal of Physics, 2016. Vol. 14, No. 29. PP. 125-137
  7. Agriculture forestry and fishing.  
URL: <https://www.britannica.com/place/Iraq/Agriculture-forestry-and-fishing> (дата обращения: 17.03.18)
  8. Landsat 8 (L8) Data Users Handbook Version 2.0 March 29, 2016 // Department of the Interior U.S. Geological Survey EROS Sioux Falls, South Dakota, 98 p.  
URL: <https://landsat.usgs.gov/landsat-8-data-users-handbook> (дата обращения: 13.02.18)
  9. Barsi J.A., Lee K., Kvaran G., et al. The Spectral Response of the Landsat-8 Operational Land Imager // Remote Sens. 2014. No. 6. PP. 10232–10251. DOI:10.3390/rs61010232
  10. Campbell J.B., Wynne R.H. Introduction to remote sensing//The Guilford Press. New York. — 5th ed., 2011. 718 p.
  11. Abineh Tilahun, Bogale Teferie. Accuracy Assessment of Land Use Land Cover Classification using Google Earth // American J. of Environmental Protection. 2015. Vol. 4, No. 4. PP. 193–198. DOI: 10.11648/j.ajep.20150404.14
  12. Congalton R.G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data // Remote Sensing of Environment. July 1991, Vol. 37, No. 1. PP. 35–46, DOI: 10.1016/0034-4257(91)90048-b
  13. Yadav K., Congalton R.G. Issues with Large Area Thematic Accuracy Assessment for Mapping Cropland Extent: A Tale of Three Continents //Remote Sens. 2018. Vol. 10, No. 1. PP. 1–27. DOI: 10.3390/rs10010053
  14. Huntington J.L., Hegewisch K.C., Daudert B., et al. CLIMATE ENGINE: Cloud Computing and Visualization of Climate and Remote Sensing Data for Advanced Natural Resource Monitoring and Process Understanding//Bulletin Am. Met Soc. 2017. Vol. 98, No. 11. PP. 2397–2410. DOI: 10.1175/BAMS-D-15-00324.1

Халил Зена Хуссейн, аспирантка, кафедра системного программирования, Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет) (Челябинск, Российская Федерация)

Абдуллаев Санжар Муталович, доктор географических наук, профессор, кафедра системного программирования, Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет) (Челябинск, Российская Федерация)

# DIAGNOSIS OF LANDSCAPES OF THE PROVINCE OF AL-DIWANIYAH (IRAQ) BY USING OF LANDSAT-8 MULTISPECTRAL IMAGES

© 2018 Z.H. Khalil, S.M. Abdullaev

*South Ural State University*

*(pr. Lenina 76, Chelyabinsk, 454080 Russia)*

*E-mail: zenahussaink@gmail.com, abdullaevsm@susu.ru*

Received: 02.04.2018

Remote sensing monitoring and prediction of crop yields are widely used throughout the world. However, such techniques are not universal and require testing in each landscape region. This paper deals with approaches to using multispectral satellite images to classify landscapes of Al-Diwaniyah, one of the main centers of irrigated agriculture in Iraq. As a data source for the classification, we choose of Landsat-8 images received in March 2014, 2015 and 2016 with similar radiation characteristics. Snapshot dates coincided with the period of crops maximum vegetation, allowing a certain allocation of agricultural land based on Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). The analysis of NDVI distributions demonstrate their sensitivity to changes of cereal crops areas and seasonal precipitation sum, that allow us to establish four types of regional landscapes based on NDVI thresholds: landscapes with health vegetation with moderate-to-high projective cover ( $NDVI > 0,34$ ); landscapes with stressed or low projective cover vegetation ( $0,19 < NDVI \leq 0,34$ ), landscapes without vegetation ( $0,1 < NDVI \leq 0,19$ ) and water landscapes ( $NDVI \leq -0,1$ ). Comparison of classification with the traditional man-made interpretation of landscapes showed that the overall accuracy and F-measure of the proposed automatic classification is about 90 %.

*Keywords: remote sensing of agrolandscapes, Al-Diwaniyah, Landsat-8 image processing, Normalized Difference Vegetation Index, phenology of cereal crops, automatic land cover classification, density slicing, classification accuracy assessment.*

## FOR CITATION

Khalil Z.H., Abdullaev S.M. Diagnosis of Landscapes of the Province of Al-Diwaniyah (Iraq) by Using of Landsat-8 Multispectral Images. *Bulletin of the South Ural State University. Series: Computational Mathematics and Software Engineering*. 2018. vol. 7, no. 3. pp. 5–18. (in Russian) DOI: 10.14529/cmse180301.

*This paper is distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-Non Commercial 3.0 License which permits non-commercial use, reproduction and distribution of the work without further permission provided the original work is properly cited.*

## References

1. Kleshchenko A.D., Savitskaya O.V. Assessment of Spatio-temporal Distribution of Grain Yields and Standardized Precipitation Index by Satellite and Ground-Based Information. *Trudy GGO* [Proceedings of Voeikov Geophysical Observatory]. 2014. no. 571. pp. 147–161 (in Russian)
2. Galakhova Yu.E., Menzhulin G.V. Experience of Yield Statistical Predictive Modeling Based on Satellite Information. *Trudy GGO* [Proceedings of Voeikov Geophysical Observatory]. 2015. no. 578. pp. 101–125. (in Russian)
3. Loupian E.A., Bartalev S.A., Krashennnikova Yu.S. Observing an Abnormally Early Development of Crops in the Southern Regions of Russia in Spring 2016 Using Remote Monitoring Data. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmo-*

- sa [Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space]. 2016. vol. 13, no. 2. pp. 240–243 (in Russian) DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-2-240-243
4. Savin I.Yu., Zhang X., Shishkonakova E.A. et.al. Map of Winter Crops of the Season 2017 Placed on the Service VEGA: Results of Selective Quality Control. *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa* [Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space]. 2017. vol. 14, no. 4. pp. 125–131 (in Russian) DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-4-125-131
  5. Muhaimed A.S., Al-Hedny S.M. Evaluation of Long-Term Vegetation Trends for North-eastern of Iraq: Mosul, Kirkuk and Salah al-Din. *IOSR Journal of Agriculture and Veterinary Science (IOSR-JAVS)*. 2013. vol. 5, no. 2. pp. 67–76
  6. Muhsin I.J. Change Detection of Remotely Sensed Image Using NDVI Subtractive and Classification Methods. *Iraqi Journal of Physics*. 2016. vol. 14, no 29. pp. 125–137
  7. Agriculture forestry and fishing. <https://www.britannica.com/place/Iraq/Agriculture-forestry-and-fishing> (accessed: 17.03.2018)
  8. *Landsat 8 (L8) Data Users Handbook Version 2.0 March 29, 2016*. Department of the Interior U.S. Geological Survey EROS Sioux Falls, South Dakot, LSDS-1574 Version 2.0, 98 p. Available at <https://landsat.usgs.gov/landsat-8-data-users-handbook> (accessed: 13.02.2018)
  9. Barsi J.A., Lee K., Kvaran G., et al. The Spectral Response of the Landsat-8 Operational Land Imager. *Remote Sens*. 2014, no. 6. pp. 10232–10251. DOI: 10.3390/rs61010232
  10. Campbell J.B., Wynne R.H. Introduction to remote sensing. The Guilford Press. New York. 5th ed., 2011. 718 p.
  11. Abineh Tilahun, Bogale Teferie. Accuracy Assessment of Land Use Land Cover Classification using Google Earth. *American J. of Environmental Protection*. 2015. vol. 4, no. 4. pp. 193–198. DOI: 10.11648/j.ajep.20150404.14
  12. Congalton R.G. A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment*. July 1991, vol. 37, no. 1. pp. 35–46, DOI: 10.1016/0034-4257(91)90048-b
  13. Yadav K., Congalton R.G. Issues with Large Area Thematic Accuracy Assessment for Mapping Cropland Extent: A Tale of Three Continents. *Remote Sens*. 2018. vol. 10, no. 1. pp. 1–27. DOI: 10.3390/rs10010053
  14. Huntington J.L. Hegewisch K.C., Daudert B., et al. CLIMATE ENGINE: Cloud Computing and Visualization of Climate and Remote Sensing Data for Advanced Natural Resource Monitoring and Process Understanding. *Bulletin Am. Met Soc*. Nov. 2017. vol. 98, no. 11. pp. 2397–2410. DOI: 10.1175/BAMS-D-15-00324.1