

Обнаружение изменений границ лесных насаждений по данным ДЗЗ

А.Ю. Денисова¹, А.А. Егорова¹, В.В. Сергеев^{1,2}

¹Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

²Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

Аннотация. Экспертиза установления действительных границ распространения лесных насаждений имеет важное хозяйственное значение. Положительный результат экспертизы может служить подтверждением нарушения правил использования лесов. Применение данных дистанционного зондирования Земли способно понизить трудоёмкость такой задачи и ускорить выявление нарушений границ леса путём обнаружения изменений по паре снимков, полученных в различное время. Целью настоящей статьи является сравнение двух алгоритмов поиска изменений в границах лесных насаждений, один из которых основан на поэлементной классификации, а второй – на алгоритме обнаружения структурных изменений. Сравнение производится на базе двух авторских решений: алгоритма классификации с использованием гистограммы-дерева и алгоритма поиска структурных изменений, основанного на суперпиксельной сегментации и модифицированном проекторе Пытьева. Они не требуют выполнения атмосферной коррекции снимков, что делает их привлекательными для применения на практике. В статье исследуются вопросы выбора оптимальных значений параметров рассматриваемых алгоритмов при решении данной прикладной задачи, а также влияние различных характеристик снимков (пространственное разрешение, спектральные каналы, тип ландшафта) на качество обнаружения изменений границ леса. Исследование проводилось по снимкам, полученным из открытых источников данных дистанционного зондирования Земли (Landsat-7,8, Sentinel-2 и др.) и геоинформационных систем. В результате исследований было установлено, что при правильном подборе снимков и при оптимальных значениях параметров алгоритмов точность обнаружения изменений границ леса составляет от 70% до 90%.

1. Введение

Изменения границ лесных насаждений могут указывать на нарушение правил лесовосстановления и лесоразведения, режима охраны на особо охраняемых природных территориях и природных объектах, а также могут являться свидетельством незаконной вырубki, повреждения лесных насаждений или самовольного выкапывания деревьев и кустарников. В связи с этим, экспертиза установления действительных границ лесных насаждений является важной задачей лесного хозяйства.

Современные подходы к установлению фактических границ распространения лесных насаждений заключаются прежде всего в классификации породного состава лесов по данным дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ). Для этого исследователи используют данные

разнородных систем и сенсоров, например, гиперспектральные данные ДЗЗ, данные авиационного лазерного сканирования [1], а также данные, полученные беспилотными летательными аппаратами [2]. Однако использование данных среднего и низкого пространственного разрешения является более доступным в силу их меньшей стоимости и большего охвата территории [3]. Примерами успешного применения данных низкого (MODIS) и среднего разрешения (Landsat и SPOT) для классификации лесов служат работы [4-6] и [7-11] соответственно. При этом для данных низкого разрешения классификация осуществляется по ряду снимков за сезон и на небольшое количество классов. В простейшем случае данные среднего разрешения используются для классификации на малое число классов (3-4) с использованием одного единственного снимка [12,13]. Классификация по сезонным последовательностям данных среднего разрешения (например, по данным Sentinel-2 [14]) и классификация гиперспектральных данных ДЗЗ, например, [15], позволяют выделять породный состав леса более точно (9-16 классов). Однако, в этом случае нередко требуются специальные методы снижения размерности данных, например, [16,17], что повышает трудоёмкость производимой классификации леса. Кроме того, при решении задачи обнаружения изменений можно использовать только пару изображений: до и после изменений, так как в случае с данными за сезон границы изменений могут иметь неоднозначности. Поэтому в рамках данной статьи был сделан выбор в пользу вычислительно простых и достаточно эффективных методов классификации по одному снимку и обнаружения изменений по паре изображений.

Первый рассматриваемый алгоритм производит поэлементную классификацию изображения, после чего вычисляет симметрическую разность результатов классификации в классе «лес» [18], а второй представляет собой алгоритм обнаружения структурных изменений по паре изображений с использованием суперпиксельной сегментации и модифицированного морфологического проектора Пытьева [19]. Отличительной особенностью обоих алгоритмов оценки изменений границ леса от других аналогичных алгоритмов является отсутствие необходимости выполнения атмосферной коррекции данных и простота реализации. Помимо этого, применяемый в статье алгоритм поэлементной классификации обладает скоростью обучения более высокой, чем другие аналогичные алгоритмы [20]. Используемый алгоритм поиска структурных изменений отличается автоматическим расчётом порога для выделения изменений и адаптирован к локальным искажениям яркости в отличие от классической версии морфологического проектора Пытьева [21].

В статье представлено сравнение предложенных вариантов обнаружения изменений границ леса на примере данных из открытых источников данных ДЗЗ среднего разрешения (Sentinel-2, Landsat-7 и Landsat-8) при различных параметрах снимков, типе ландшафта снимаемой территории и т.д.

2. Описание рассматриваемых подходов к обнаружению изменений границ леса

2.1. Алгоритм обнаружения структурных изменений, основанный на суперпиксельной сегментации и модифицированном проекторе Пытьева

Алгоритм работает с парой снимков территории, полученных за разные даты. Сначала производится вычисление суперпиксельного представления (разделение на связанные однородные по некоторым признакам области) каждого изображения из пары, после чего применяется модифицированный проектор Пытьева [19]. Для выполнения суперпиксельной сегментации в [19] используется пороговый алгоритм выделения областей на изображениях, предложенный в работе [22]. Алгоритм в порядке построчной развёртки разбивает изображение на суперпиксели таким образом, что разброс значений яркостей пикселей внутри каждой из них находится в пределах диапазона 2ε , где ε – входной параметр алгоритма, который далее будем называть порогом суперпиксельной сегментации. В отличие от классического морфологического проектора Пытьева [21], который выполняет усреднение одного из изображений по уровням яркости второго, модифицированный проектор учитывает свойство большей корреляционной связи пикселей в локальных окрестностях и выполняет усреднение по областям с высокой локальной корреляцией яркости, т.е. по суперпикселям. Результатом

работы алгоритма является маска структурных изменений, под которыми понимается существенное изменение границ объектов вне зависимости от яркости самих объектов.

2.2. Поэлементная классификация изображений на основе иерархических гистограмм

Рассматриваемый поэлементный классификатор [18] относится к классу алгоритмов «дереворешений». Для разделения изображения на классы, он строит иерархические глобальную и условные гистограммы каждого класса. Классификация производится на два класса: «лес» и «не лес». В результате формируются маски лесных территорий, а изменившиеся участки леса выделяются как результат симметрической разности множеств пикселей классифицированных в класс «лес» на обоих снимках. В отличие от алгоритма обнаружения структурных изменений данный алгоритм ориентирован на поиск изменений именно в границах леса, тогда как понятие структурных изменений, выделяемых предыдущим алгоритмом, несколько шире и допускает обнаружение изменений не только в классе лес.

В рамках рассматриваемой задачи использование поэлементного классификатора имеет следующие особенности:

- для верной настройки классификатора необходимо использовать обучающую выборку, полученную отдельно по каждому из снимков, или использовать одну обучающую выборку, включающую неизменившиеся участки леса и атмосферно скорректированные данные ДЗЗ, полученные приблизительно в одно и то же время в рамках сезона вегетации;
- ошибки ложной классификации леса или пропуска цели впоследствии влияют на качество обнаружения границ изменившихся областей, поэтому оптимальные параметры алгоритма следует выбирать по характеристикам качества классификации в класс «лес».

3. Описание исходных данных

Сравнение обоих алгоритмов проводилось по данным пяти тестовых участков, для которых имелась информация о наличии вырубок и гарей в открытых информационных порталах. В системе Google Earth Pro [23] были вручную оцифрованы границы изменений на основе снимков высокого разрешения до и после изменений с целью формирования эталонных масок изменений и масок лесной растительности на снимке. Описание тестовых участков приведено в таблице 1. В столбце «Дата события снимков» указан приблизительный промежуток времени, оценённый по снимкам Google Earth Pro, во время которого произошло событие, изменившее границы леса.

Таблица 1. Описание тестовых участков.

№	Название	Ближайший населённый пункт	Тип (пожар/вырубка)	Дата события (Google Earth Pro)	Координаты (WGS84)
1	Стадион	г. Самара	Вырубка	22.06.2016 – 10.08.2016	53°16'15.17" С 50°14'12.24" В
2	Тольятти	г. Тольятти	Пожар	01.08.2010 – 21.06.2014	53°29'25.71" С 49° 21'10.88" В
3	ТБО Малинки	г. Москва	Вырубка	28.07.2016 – 06.08.2017	55°22'50.58"С 37°18'18.10"В
4	Иркутск	г. Иркутск	Вырубка	31.12.2015 – 31.12.2016	57°22'51.15"С 101°29'32.40"В
5	Парк Патриот	г. Москва	Вырубка	19.09.2014 – 07.05.2015	55°33'25.85" С 36°47'38.31"В

Тестовые участки представляют собой области леса, расположенные в пределах городской зоны («Стадион»), в окрестностях населённых пунктов («Парк Патриот», «Тольятти») и естественные природные ландшафты («Иркутск», «ТБО Малинки»). На снимках всех участков произошедшие изменения были вызваны рубками под строительство, кроме «Тольятти», где в 2010 г. произошел крупный пожар. Для каждого тестового участка были подобраны пары

снимков до и после изменения границ леса. Таблица 2 содержит информацию об использованных снимках. Спектральный состав изображений был ограничен четырьмя каналами: красным (R), зеленым (G), синим (B) и ближним инфракрасным (NIR).

Таблица 2. Описание тестовых данных ДЗЗ, полученное из открытых источников.

№	Название пары изображений	Система ДЗЗ	Пространственное разрешение, м	Дата снимка, сделанного до события	Дата снимка, сделанного после события
1	Стадион	Landsat-8	15	29.05.2016	17.08.2016
2	Тольятти	Landsat-7	15	24.07.2010	09.08.2010
3	ТБО Малинки-1	Sentinel-2	10	21.06.2016	29.06.2017
4	ТБО Малинки-2	Sentinel-2	10	12.09.2016	29.06.2017
5	Иркутск-1	Landsat-8, Sentinel-2	15, 10	23.07.2015	06.06.2016
6	Иркутск-2	Landsat-8	15	23.07.2015	16.07.2016
7	Иркутск-3	Landsat-8	15	08.08.2015	07.09.2016
8	Парк Патриот	Landsat-8	15	08.06.2014	26.05.2016

Примеры снимков каждого участка до изменения границ леса приведены на рисунке 1.

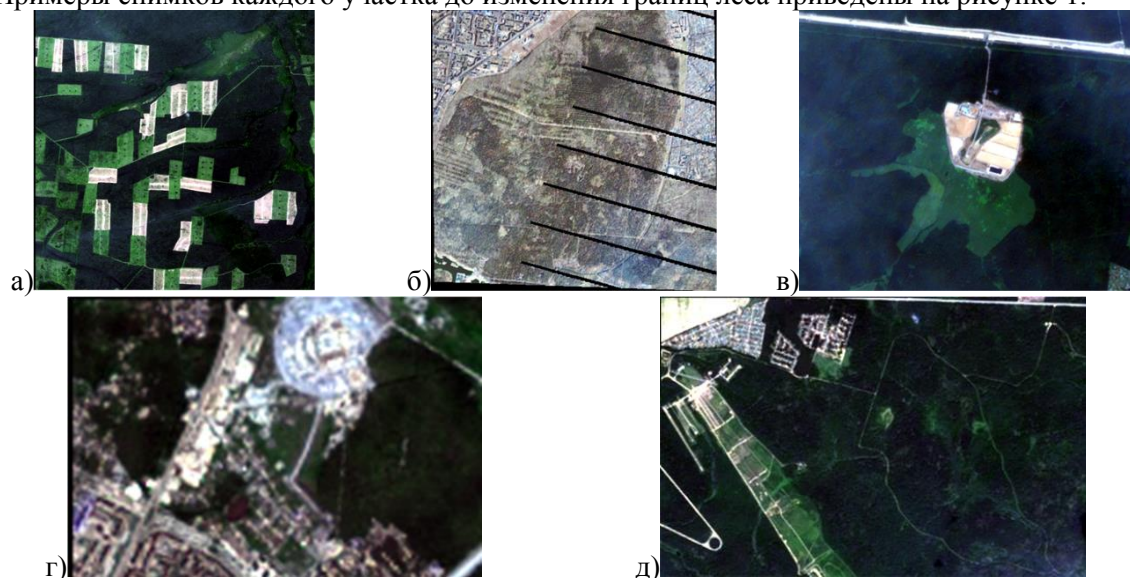


Рисунок 1. Пример исходных данных ДЗЗ, полученных из открытых источников: а) «Иркутск», б) «Тольятти», в) «ТБО Малинки», г) «Стадион», д) «Парк Патриот».

4. Обнаружение изменений границ лесных насаждений

Для оценки качества работы исследуемых алгоритмов по каждой паре изображений были вручную составлены маски изменений. Для алгоритма, основанного на суперпиксельной сегментации и модифицированном проекторе Пытьева, использовались маски, учитывающие все структурные изменения на паре снимков, а не только изменения в классе «лес». В результате, в число структурных изменений на ряде изображений помимо вырубок попали и изменения и в других растительных сообществах. Вопрос о дальнейшей классификации структурных изменений по типам растительных сообществ в статье не рассматривается. Для обнаружения изменений границ леса при помощи поэлементной классификации использовались маски изменений, содержащие только вырубки и гарь, а прочие структурные изменения растительного покрова не учитывались.

Оценка качества полученных результатов обнаружения изменений границ лесных насаждений производилась с использованием следующих величин:

- TP (True Positive) – отношение числа верно проклассифицированных изменённых пикселей к общему числу изменённых пикселей;

- FP (False Positive) – отношение числа не изменённых пикселей, проклассифицированных как изменённые, к общему числу не изменённых пикселей.

4.1. Обнаружение изменений границ леса алгоритмом, основанным на суперпиксельной сегментации и модифицированном проекторе Пытьева

Поскольку алгоритм [19] не требует обучающей выборки и выполнения атмосферной коррекции изображений, пары исходных разновременных изображений не подвергались дополнительной обработке, за исключением перевода в оттенки серого. Единственным параметром алгоритма является порог суперпиксельной сегментации изображений ϵ .

Экспериментальное исследование алгоритма состояло из двух этапов:

- определение оптимального значения входного параметра алгоритма в рамках решаемой задачи;
- анализ результатов, полученных при оптимальных параметрах алгоритма, на предмет определения требований к данным ДЗЗ.

В результате первого этапа экспериментов были протестированы значения порога суперпиксельной сегментации: $2\epsilon \in \{2, 5, 10, 15, 25\}$. Для каждой пары изображений были выбраны наилучшие полученные результаты по TP и FP такие, что уровень ошибки FP не превышал 10%. Оптимальные значения порога суперпиксельной сегментации и соответствующие им полученные значения TP и FP приведены в таблице 3.

Таблица 3. Точность обнаружения изменений границ лесных насаждений при оптимальных значениях порога суперпиксельной сегментации.

№	Название пары изображений	ϵ	Лучшие результаты	
			TP	FP
1	Стадион	5	0,705	0,237
2	Тольятти	10	0,330	0,132
3	ТБО Малинки-1	25	0,850	0,044
4	ТБО Малинки-2	25	0,868	0,056
5	Иркутск-1	20	0,811	0,102
6	Иркутск-2	10	0,718	0,092
7	Иркутск-3	20	0,718	0,127
8	Парк Патриот	5	0,678	0,014

Результаты экспериментов показали, что при правильном подборе значения порога суперпиксельной сегментации вероятность верного обнаружения изменений границ леса находится в пределах от 68% до 87%. При этом в большинстве случаев значение ошибки ложного обнаружения FP составило менее 10%. Наихудшая точность обнаружения изменений была получена для пары изображений «Тольятти». Это единственный участок, причиной изменения границы леса на котором являлся пожар. Низкое качество обнаружения объясняется низким качеством использованных снимков и плохой различимостью гари на фоне леса по представлению изображения в оттенках серого.

Для пар снимков «Иркутск-3», «Стадион» и «Тольятти» значения ошибки ложного обнаружения выше, чем для остальных. Приведённые в таблице значения FP являются ближайшими к установленному приемлемому порогу $FP=10\%$. Для пары изображений «Иркутск-3» высокая ошибка объясняется использованием снимка, сделанного в осенний период, во время которого растительность имеет весьма пёструю окраску в RGB диапазоне. Полученная по двум другим парам снимков ошибка кроется в присутствии на снимках значительной части городской территории, в пределах которой также могли быть обнаружены изменения, связанные в наибольшей степени с некоторой неточностью привязки снимков.

Эксперименты позволили сделать следующие выводы о зависимости качества обнаружения изменений границ леса от качества снимков:

- при использовании данных с 10 метровым пространственным разрешением точность обнаружения выше, чем при использовании данных с 15 метровым разрешением, при этом наилучшие значения параметра алгоритма (2ϵ) равны 20-25;

- допустимо совместное использование данных различных систем ДЗЗ (примером является пара изображений Иркутск-1), при этом значение порога суперпиксельной сегментации ε следует устанавливать по наименьшему пространственному разрешению;
- точность обнаружения изменений по данным Sentinel-2 в среднем выше, чем по данным Landsat-8 и Landsat-7;
- на данных одного и того же пространственного разрешения (15 м) порог суперпиксельной сегментации должен определяться наличием городской территории на снимке: если она есть, то порог необходимо уменьшить как в случае с парой изображений «Стадион» и «Парк Патриот». Точность обнаружения изменений на снимках территорий с естественным ландшафтом (Иркутск-1,2,3) и умеренным антропогенным влиянием (ТБО Малинки-1,2) оказалась значительно выше (в среднем 0,83), чем на изображениях «Стадион» и «Парк Патриот».
- явной зависимости качества результатов обнаружения изменений от разности дат снимков нет и, несмотря на отсутствие атмосферной коррекции, вероятность верного обнаружения изменений границ лесных насаждений по большинству пар изображений высока.

4.2. Определение участков леса на изображении при помощи классификации на основе иерархических гистограмм

Обнаружение изменений границ леса на основе поэлементной классификации заключается в разделении пикселей каждого снимка из пары на классы «лес» и «не лес» и определении изменений как симметрической разности от обнаруженных на обоих снимках границ леса. Такой способ требует задания обучающей выборки класса «лес», полученной по обоим изображениям и позволяет производить поиск изменений границ конкретного типа растительности, тогда как предыдущий алгоритм обнаруживает по паре изображений вообще все структурные изменения вне зависимости от типа растительности.

Исследуемый классификатор основан на вычислении иерархических гистограмм признаков по классам. Основным его параметром является порог p такой что, если вероятность попадания значений векторов-признаков в заданную ячейку гистограммы меньше, либо равна порогу, то ячейка отбрасывается и её вероятность полагается равной нулю. Алгоритм включает два этапа: обучение и классификацию. Для обучения используются данные без атмосферной коррекции, поэтому обучающие выборки задаются для каждого из сравниваемых изображений. Процент T пикселей изображения, использованных в обучающей выборке, является вторым тестируемым параметром алгоритма.

Очевидно, что выявление изменений границ леса будет тем лучше, чем лучше классификация в класс «лес» на снимке. Поэтому предварительный отбор параметров алгоритма и выявления оптимальных требований к данным ДЗЗ производились с использованием показателей TP и FP для класса «лес». Исследованные параметры данных ДЗЗ и алгоритма приведены в таблице 4.

Таблица 4. Исследованные параметры данных ДЗЗ и алгоритма поэлементной классификации.

Название параметра	Диапазон значений
Дата снимка	Дата имеющихся снимков в днях от 01 января соответствующего года
Номера спектральных каналов для обучения/классификации	Все возможные комбинации по 1,2,3 и 4 канала из R,G,B и NIR каналов
Съёмочная система	Landsat-7, Landsat-8, Sentinel-2
Тип ландшафта	Природный, с антропогенными элементами, городской
Порог построения гистограммы-дерева	0,00005; 0,0001; 0,0005; 0,001; 0,005; 0,01; 0,05
Объём обучающей выборки T	(0;0,05], (0,05;0,1], [0,1;1]

В большинстве случаев все полученные значения TP были достаточно высоки (в среднем 0,98), и отбор оптимальных значений каждого из параметров производился на основе среднего значения ошибки ложного обнаружения FP по всему набору оставшихся параметров при

фиксированных значениях исследуемого параметра. Наиболее перспективными считались значения, обеспечивающие минимальное среднее значение FP . Также анализировалось стандартное отклонение (CO) FP от своего среднего значения. Если доверительный интервал с заданным CO FP пересекался с интервалом желаемых значений средней ошибки FP $[0; 0,1]$, то значение параметра полагалось перспективным и рассматривалось в дальнейшем анализе, в противном случае оно отбрасывалось и больше не учитывалось.

В таблице 5 представлены значения средней ошибки FP и её CO , полученные при использовании снимков, сделанных различными системами формирования изображений. По полученным CO FP , можно заключить, что значение ошибки не выше допустимого может обеспечить только продукт Landsat-8 с пространственным разрешением 30 м. Одна из причин неудачной классификации класса «лес» по данным более высокого разрешения Sentinel-2 (15 м) видится в большом внутриклассовом разбросе, так как используемый классификатор является поэлементным и в качестве признаков использует только яркости пикселя в различных каналах. Дополнение текстурными признаками могло бы улучшить качество классификации. Второй причиной является неоднозначность границ леса на снимках более высокого разрешения, так как в класс «лес» также могут быть классифицированы и отдельно стоящие купы деревьев, что вполне может приводить к увеличению ошибки ложного обнаружения в случае, когда маска класса «лес» оценивается только по границам крупных сплошных лесных массивов. Неудачность классификации снимков Landsat-7 объясняется низким качеством снимков. Дальнейший отбор факторов, влияющих на классификацию данных, производился только по данным Landsat-8.

Таблица 5. Среднее значение ошибки классификации леса FP и её CO при использовании данных различных системы формирования изображений.

Система формирования изображений	Среднее значение FP	Стандартное отклонение FP
Landsat-7	0,81	0,22
Landsat-8	0,31	0,33
Sentinel-2	0,65	0,29

В таблице 6 приведены результаты экспериментов для различных типов ландшафта.

Таблица 6. Зависимость ошибки классификации леса FP от типа ландшафта.

Тип ландшафта	Среднее значение FP	Стандартное отклонение FP
Городской	0,16	0,23
Естественный природный	0,42	0,35
С элементами антропогенной активности (город, постройки, дороги и т.п.)	0,28	0,31

Из таблицы 6 видно, что наименьшее значение ошибки FP было получено в результате классификации леса, расположенного в районе городской застройки. Причина, очевидно, заключается в отсутствии значительных площадей, занятых другими типами растительности на рассматриваемых изображениях и в существенном отличии спектральных отражательных характеристик класса «лес» и классов, определяющих антропогенные объекты городской инфраструктуры. Наибольшее значение FP оказалось характерным для естественных природных ландшафтов, так как на данных изображениях класс «не лес» был представлен другими типами растительных сообществ, для которых делимость с классом «лес», естественно ниже, чем для классов «антропогенные объекты» и «лес». Однако, поскольку стандартные отклонения FP для всех рассматриваемых типов ландшафта были достаточно велики, то очевидно, что в каждом из классов при определённых значениях входных параметров алгоритма ошибка FP может находиться в желаемых пределах, поэтому весь дальнейший анализ производился для всех типов ландшафта.

Рассматриваемые снимки были получены за период с конца мая по середину августа. Результаты анализа влияния даты регистрации снимка (таблица 7) показывают, что среднее значение ошибки классификации леса FP по данным, полученным в конце мая и в середине августа, меньше, чем по данным за июль или начало августа. Причина состоит в том, что отличие классов травянистой и древесной растительности максимально проявляется в конце весны и во второй половине августа. Для всех рассматриваемых типов ландшафта значение CO FP было достаточно велико, чтобы предполагать, что для каждой даты при определённых параметрах алгоритма ошибка FP не выше заданного значения, поэтому в дальнейшем при анализе учитывались результаты экспериментов за все имеющиеся даты снимков.

Таблица 7. Зависимость ошибки классификации леса FP от даты снимка.

Относительная дата, в днях от 1 января	145	149	158	197	203	219	229
Среднее значение FP	0,25	0,19	0,30	0,46	0,35	0,45	0,14
Стандартное отклонение FP	0,36	0,25	0,26	0,35	0,32	0,36	0,20

Последним исследуемым параметром данных ДЗЗ являлся набор спектральных каналов, используемых при классификации. Из таблицы 8 видно, что наименее информативным является использование только NIR канала. Оставшиеся комбинации каналов можно разделить на группы со средним значением FP порядка 0,21, 0,27 и 0,39. В группе со средней ошибкой 0,39 оказались NIR и В каналы. В группе с FP в районе 0,27 комбинации из подмножества G, B, NIR и R, B, NIR, что позволяет сделать вывод о том, что исключение красного и зелёного каналов при классификации леса существенно влияет на повышение значения ошибки ложного обнаружения.

Таким образом, наиболее значимыми каналами при классификации леса являются комбинации R, G и R, G, B. Заметим, что аналогичные исследования точности классификации леса на других данных ДЗЗ подтверждают значимость R канала, но как правило выше оценивают информативность В канала по сравнению с каналом G [12-14]. Данный факт объясняется, во-первых, определёнными различиями в спектральных диапазонах разных систем ДЗЗ, а во-вторых периодами съёмки. Поскольку большинство исследований, считающих, что В канал более информативен, чем G, используют и осенние снимки, которые нами не рассматривались.

В дальнейшем рассматриваются только конфигурации R, G и R, G, B.

Таблица 8. Зависимость ошибки классификации леса FP от спектрального состава снимков.

Спектральный состав снимков	Среднее значение FP	Стандартное отклонение FP
R	0,23	0,25
R, G	0,21	0,25
R, G, B	0,20	0,26
R, G, B, NIR	0,22	0,26
R, G, NIR	0,23	0,26
R, B	0,28	0,29
R, B, NIR	0,27	0,27
R, NIR	0,28	0,27
G	0,27	0,30
G, B	0,22	0,30
G, B, NIR	0,27	0,33
G, NIR	0,31	0,32
B	0,40	0,36
B, NIR	0,38	0,35
NIR	0,82	0,24

Выбор порога классификации p производился, исходя из полученных средних значений TP и FP , при всех рассматриваемых объёмах обучающих выборок. Из таблицы 9 видно, что с ростом порога увеличивается как TP , так и FP , причём при использовании комбинации каналов R, G рост TP соответствует 1%, а при R, G, B – 4%. Однако в обоих случаях при увеличении порога в 100 раз, вероятность FP увеличивается в 4 раза. Из таблицы 9 также видно, что комбинация R, G обеспечивает ошибку FP на уровне 10% только при пороге равном 0,0005, а R, G, B – 2% при порогах 0,00005 и 0,0001. Далее будем рассматривать только эти две комбинации каналов при значении порога 0,00005.

Таблица 9. Зависимость качества классификации от порога p отсечения гистограммы-дерева.

p	RG		RGB	
	Среднее значение TP	Среднее значение FP	Среднее значение TP	Среднее значение FP
0.00005	0.98	0.11	0.96	0.09
0.0001	0.99	0.12	0.97	0.09
0.0005	0.99	0.15	0.98	0.13
0.001	0.99	0.17	0.98	0.16
0.005	0.99	0.20	0.99	0.21
0.01	1.00	0.26	0.99	0.27
0.05	1.00	0.44	1.00	0.42

Результат анализа объёма выборки T (Таблица 10) показал, что в случае классификации леса, наилучшие результаты в смысле оптимизации ошибки ложного обнаружения дают небольшие и хорошо локализованные выборки объёмом до 10% пикселей изображения. При использовании выборок объёмом до 5% ошибка ложного обнаружения FP составляет 5-6%, а TP для комбинации каналов R, G составляет 0,97, тогда как для R, G, B только 0,93.

Таким образом, проводить классификацию рассматриваемым алгоритмом предпочтительно на данных среднего разрешения, полученных за конец весны и ближе к середине августа в R, G и R, G, B спектральных диапазонах при объёме обучающей выборки до 5% от общего числа пикселей изображения с порогом классификации $p=0,00005$.

При полученных оптимальных параметрах алгоритма ($p=0,00005$, объёме обучающей выборки T до 5%) и оптимальном спектральном составе снимков (каналы R, G) по всем изображениям были вычислены средние значения TP и FP при фиксированной дате снимка и фиксированном типе ландшафта. Результаты эксперимента отражены в таблицах 11 и 12.

Таблица 10. Влияние объёма выборки на результат классификации леса при пороге вероятности отбрасываемых ячеек гистограммы $p=0,00005$.

Спектральные каналы	R,G		R,G,B	
	Среднее значение TP	Среднее значение FP	Среднее значение TP	Среднее значение FP
Объём выборки (0;0,05]	0,97	0,06	0,93	0,05
(0,05;0,1]	0,99	0,10	0,98	0,08
>0,1	0,99	0,19	0,99	0,15

Таблица 11. Зависимость качества классификации леса при оптимальных параметрах алгоритма от типа ландшафта.

Тип ландшафта	Среднее значение TP	Среднее значение FP
городской	0,95	0,02
естественный природный	0,97	0,10
с элементами антропогенной активности (город, постройки, дороги и т.п.)	0,98	0,01

Таблица 12. Зависимость качества классификации леса при оптимальных параметрах алгоритма от даты снимка.

Относительная дата, в днях от 1 января	145	149	158	197	203	219	229
Среднее значение FP	0,98	0,96	0,98	0,98	0,94	0,99	0,94
Стандартное отклонение FP	0,006	0,004	0,005	0,057	0,133	0,097	0,032

Можно заключить, что:

- наибольшее значение ошибки ложной классификации FP возникает, когда используются изображения естественных природных ландшафтов, так как отдельно стоящие купы деревьев и другие виды растительности с большой наземной биомассой определяются в класс «лес»;
- классификации снимков, полученных в конце мая, соответствуют лучшие значения показателей FP и TP , в то время как TP для снимков за август значительно ниже, что позволяет оценить последнюю неделю мая как наиболее благоприятный для съёмки сезон, в то время как наименее благоприятен для классификации лесной растительности июль – июльским снимкам соответствуют самые высокие значения ошибки ложного обнаружения FP 5-13%.

Таким образом, качество классификации границ леса с использованием предложенного классификатора и яркости пикселей в качестве признаков даёт вероятность верной классификации леса порядка 0,94-0,96 и вероятность ложного обнаружения до 0,1 при оптимальном подборе параметров алгоритма и данных ДЗЗ.

5. Сравнение рассматриваемых алгоритмов

Сравнение качества обнаружения изменений границ леса на основе алгоритмов классификации и суперпиксельной сегментации с модифицированным проектором Пытьева производилась только по данным Landsat-8, так как для других источников данных вероятность ложного обнаружения для класса «лес» была весьма высока и, очевидно, что способ оценки изменений на основе суперпиксельной сегментации в таких случаях показывал бы явный выигрыш.

Для сравнения способности алгоритмов к обнаружению границ лесных насаждений было отобрано 3 пары снимков: «Иркутск-2», «Парк Патриот» и «Стадион», полученных со спутника Landsat-8. Полученные в ходе эксперимента результаты приведены в таблице 13 и на рисунках 2 и 3.

Таблица 13. Сравнение рассматриваемых алгоритмов по эффективности обнаружения изменений лесных насаждений рассматриваемыми методами.

Название пары изображений	Дата снимка		Метод, основанный на суперпиксельной сегментации и модифицированном проекторе Пытьева			Симметрическая разность результатов классификации леса		
	до	после	2ε	TP	FP	p	TP	FP
Иркутск-2	23.07.2015	16.07.2016	10	0,72	0,09	0,00005	0,93	0,10
Парк Патриот	08.06.2014	26.05.2015	5	0,68	0,01	0,00005	0,96	0,07
Стадион	29.05.2016	17.08.2016	5	0,71	0,02	0,00005	0,32	0,08

Можно видеть, что на изображениях Landsat-8 предпочтительнее использовать метод на основе поэлементной классификации, за исключением изображения «Стадион». Причина низкого значения TP на изображении «Стадион» заключается в:

- расположении изменений по границам лесного массива, где точность классификации должна быть ниже из-за наличия размытия контуров, вызываемого действием оптической системы формирования изображений ДЗЗ;
- малой площади изменений при большой протяжённости изменённых участков.

Таким образом, для обнаружения крупных изменений на данных ДЗЗ среднего разрешения (15 м) предпочтительнее использование метода на основе классификации изображений, тогда как метод на основе суперпиксельной сегментации следует использовать на данных с пространственным разрешением 10 м и меньше при любой форме и размерах изменений.

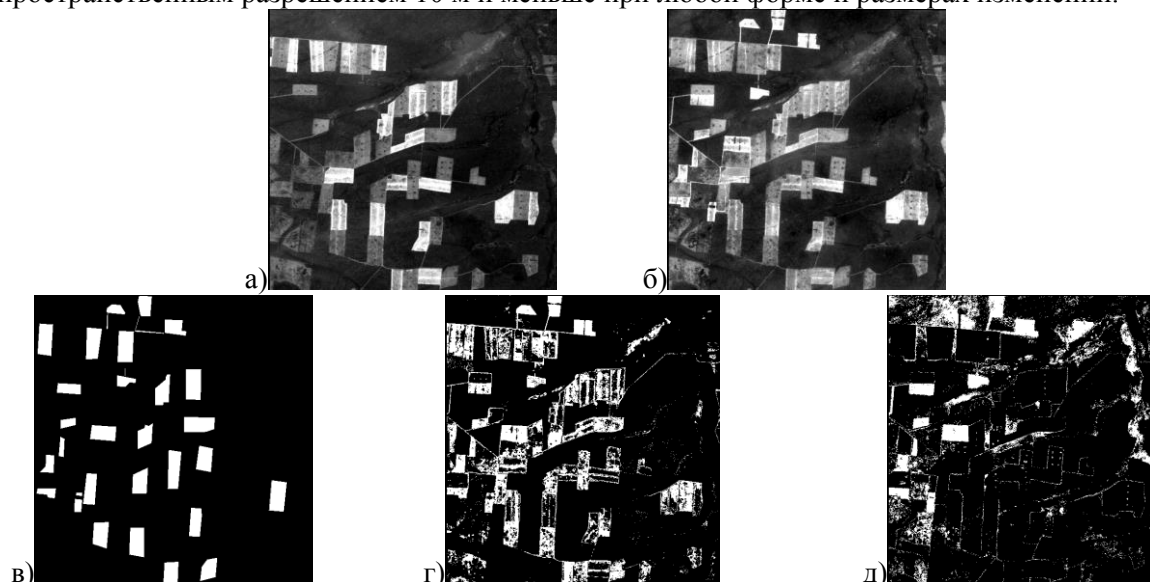


Рисунок 2. Обнаружение изменений границ леса по паре изображений «Иркутск-2» при оптимальных параметрах алгоритмов: (а) до вырубki, (б) после вырубki, (в) эталонная маска структурных изменений (все изменения), (г) оценка изменений алгоритмом на основе суперпиксельной сегментации, (д) оценка изменений с помощью поэлементной классификации.

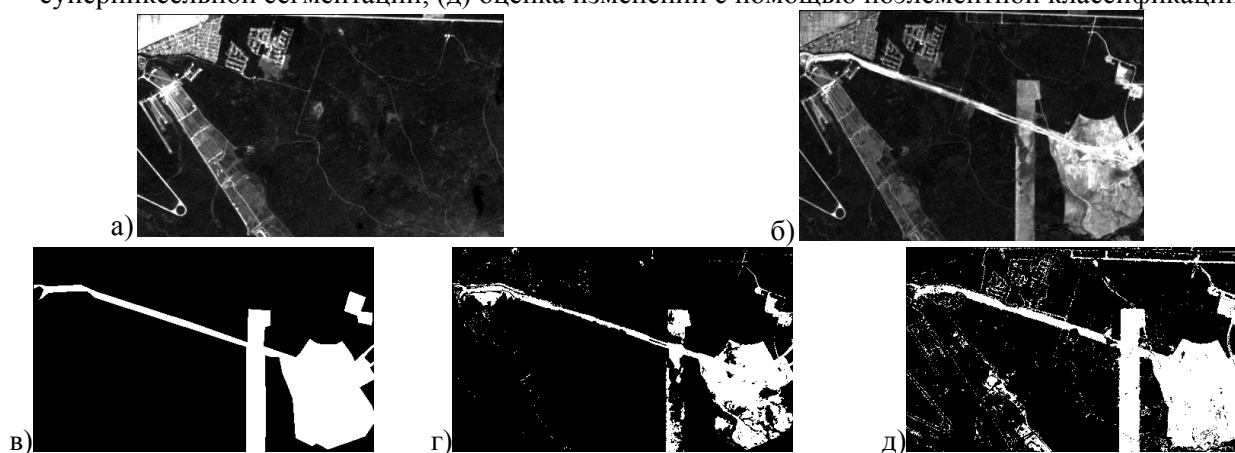


Рисунок 3. Обнаружение изменений границ леса по паре изображений «Парк Патриот» при оптимальных параметрах алгоритмов: (а) до вырубki, (б) после вырубki, (в) эталонная маска изменений, (г) оценка изменений алгоритмом на основе суперпиксельной сегментации, (д) оценка изменений с помощью поэлементной классификации.

6. Заключение

Проведённое в статье исследование посвящено вопросу обнаружения изменений границ леса по данным ДЗЗ при отсутствии информации о документируемых границах. Исследование было направлено на сравнение двух алгоритмов оценки изменений границ по данным ДЗЗ и влияния качества данных ДЗЗ на результаты работы обоих алгоритмов. Первый алгоритм позволяет выделять структурные изменения на изображениях (т.е. изменения границ между объектами безотносительно яркости объектов) и основан на суперпиксельной сегментации изображений и модифицированном проекте Пытьева. Алгоритм оснащен автоматической процедурой выбора порога для обнаружения изменений и не требует использования обучающей выборки.

Второй алгоритм принадлежит к классу алгоритмов «дерево-решений» и использует иерархические гистограммы для ускорения вычислений. Данный алгоритм позволяет использовать небольшие и хорошо локализованные обучающие выборки.

В результате экспериментов с использованием открытых источников данных ДЗЗ (Landsat-7-8, Sentinel-2) были выявлены оптимальные параметры работы обоих алгоритмов и определены требования к данным, позволяющие решить задачу обнаружения изменений границ леса с высокой точностью (70%-90%). Было показано, что для данных с более высоким пространственным разрешением (Sentinel-2, 10 м) эффективнее алгоритм на основе суперпиксельной сегментации. Причина заключается в отсутствии учёта текстурной информации при поэлементной классификации по яркостным признакам. Однако, на данных с большим пространственным разрешением (Landsat-8, 15) алгоритм на основе поэлементной классификации превосходит алгоритм на основе суперпиксельной сегментации во всех случаях кроме изображения с малой площадью изменений границ леса, расположенного в районе городской застройки. Оба алгоритма весьма чувствительны к типу ландшафта на снимке: наличие большого количества антропогенных объектов в том числе городов и дорог увеличивает ошибку ложного обнаружения. Поэтому общей рекомендацией является устранение участков снимка, содержащих территории населенных пунктов, из рассмотрения. Для территорий с естественным природным ландшафтом существенным оказался фактор периода оценки изменений. В обоих случаях июльские снимки соответствуют наибольшим ошибкам ложного обнаружения, так как различимость лесной и густой травянистой и кустарниковой растительности в этот период ниже.

Наихудшая точность обнаружения изменений границ леса обоими алгоритмами была достигнута для единственного изображения гари (Landsat-7, 15м). Низкое качество обнаружения гари, в отличие от вырубок, объясняется невозможностью классифицировать гарь достаточно хорошо только по NIR и RGB каналам.

Достижимые при оптимальных параметрах алгоритмов и данных ДЗЗ вероятности верной классификации составили 0,68-0,87 для алгоритма на основе суперпиксельной сегментации и более 0,9 для алгоритма на основе поэлементной классификации (исключая случай малых изменений границ леса в пределах городской застройки).

7. Благодарности

Исследование выполнено при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проекты № 18-07-00748 а, 19-37-90116 Аспиранты).

8. Литература

- [1] Dalponte, M. Tree crown delineation and tree species classification in boreal forests using hyperspectral and ALS data / M. Dalponte, H.O. Ørka, L.T. Ene, T. Gobakken, E. Næsset // Remote Sensing of Environment. – 2014. – Vol. 140. – P. 306-317.
- [2] Puliti, S. Inventory of Small Forest Areas Using an Unmanned Aerial System / S. Puliti, H. Ørka, T. Gobakken, E. Næsset // Remote Sensing. – 2015. – Vol. 7(8). – P. 9632-9654.
- [3] Corbane, C. Remote sensing for mapping natural habitats and their conservation status – New opportunities and challenges / C. Corbane, S. Lang, K. Pipkins, S. Alleaume, M. Deshayes, V.E. García Millán, F. Michael // Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2015. – Vol. 37. – P. 7-16.
- [4] Барталев, С.А. Разработка методов оценки состояния и динамики лесов на основе данных спутниковых наблюдений: автореф. дис. д-ра техн. наук / С.А. Барталев – М.: ИКИ РАН, 2007. – 48 с.
- [5] Жарко, В.О. Оценка распознаваемости древесных пород леса на основе спутниковых данных о сезонных изменениях их спектрально-отражательных характеристик / В.О. Жарко, С.А. Барталев // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. – 2014. – Т. 11, № 3. – С. 159-170.

- [6] Waring, R.H. MODIS enhanced vegetation index predicts tree species richness across forested ecoregions in the contiguous U.S.A. / R.H. Waring, N.C. Coops, W. Fan, J.M. Nightingale // *Remote Sensing of Environment*. – 2006. – Vol. 103(2). – P. 218-226.
- [7] Барталев, С.А. Сравнительный анализ данных спутниковых систем «Космос-1939», SPOT и Landsat-ТМ при изучении бореальных лесов / С.А. Барталев, В.М. Жирин, Д.В. Ершов // *Исследование Земли из космоса*. – 1995. – Т. 1. – С. 101-114.
- [8] Курбанов, Э.А. Тематическое картирование и стратификация лесов марийского Заволжья по спутниковым снимкам Landsat / Э.А. Курбанов, О.Н. Воробьев, С.А. Незамаев, А.В. Губаев, С.А. Лежнин, Ю.А. Полевщикова // *Вестн. Поволжского гос. технолог. ун-та*. – 2013. – Т. 3, № 19. – С. 82-92.
- [9] Перепечина, Ю.И. Учет и оценка лесов, возникших на сельскохозяйственных землях с использованием данных дистанционного зондирования Земли / Ю.И. Перепечина, О.И. Глушенков, Р.С. Корсиков // *Лесной журн*. – 2016. – Т. 4. – С. 71-80.
- [10] Karlson, M. Mapping tree canopy cover and aboveground biomass in sudano-sahelian woodlands using Landsat 8 and Random Forest / M. Karlson, M. Ostwald, H. Reese, J. Sanou, B. Tankoano, E. Mattsson // *Remote Sensing*. – 2015. – Vol. 7(8). – P. 10017-10041.
- [11] Xiao, X. Characterization of forest types in Northeastern China, using multi-temporal SPOT-4 vegetation sensor data / X. Xiao, S. Boles, J. Liu, D. Zhuang, M. Liu // *Remote Sensing of Environment*. – 2002. – Vol. 82(2-3). – P. 335-348.
- [12] Кедров, А.В. Классификация лесной растительности методом нейронных сетей / А.В. Кедров, А.В. Тарасов // *Вестн. ПНИПУ*. – 2017. – Т. 22. – С. 44-54.
- [13] Immitzer, M. First Experience with Sentinel-2 Data for Crop and Tree Species Classifications in Central Europe / M. Immitzer, F. Vuolo, C. Atzberger // *Remote Sensing* – 2016. – Vol. 8(3). – P. 166.
- [14] Денисова, А.Ю. Пространственная классификация преобладающих древесных пород на территории Самарской области по данным Sentinel-2 и таксации леса / А. Ю. Денисова, Л.М. Кавеленова, Е.С. Корчиков, Н.В. Прохорова, Д.А. Терентьева, В.А. Федосеев // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. – 2019. – Т. 16. – № 4. – С. 86-101.
- [15] Бибииков, С.А. Распознавание растительного покрова на гиперспектральных изображениях по показателю сопряженности / С.А. Бибииков, Н.Л. Казанский, В.А. Фурсов // *Компьютерная оптика*. – 2018. – Т. 42, № 5. – С. 846-854. DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-5-846-854.
- [16] Гашников, М.В. Оптимизация интерполятора многомерного сигнала в пространстве уменьшенной размерности / М.В. Гашников // *Компьютерная оптика*. – 2019. – Т. 43, № 4. – С. 653-660. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-4-653-660.
- [17] Cao, L.J. A comparison of PCA, KPCA and ICA for dimensionality reduction in support vector machine / L.J. Cao, K.S. Chua, W.K. Chong, H.P. Lee, Q.M. Gu // *Neurocomputing*. – 2003. – Vol. 55(1-2). – P. 321-336.
- [18] Denisova, A.Y. Supervised multichannel image classification algorithm using hierarchical histogram representation / A.Y. Denisova, V.V. Sergeyev // *Procedia Engineering*. – 2017. – Vol. 201. – P. 213-222.
- [19] Денисова, А.Ю. Применение морфологического проектора и суперпиксельной сегментации в задаче обнаружения структурных изменений на изображениях ДЗЗ / А.Ю. Денисова, А.А. Егорова, В.В. Сергеев // *Сборник трудов V международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ)*. – Самара: Новая техника, 2019. – Т. 2. – С. 294-304.
- [20] Pramanik, S. A comparative study of bagging, boosting and C4. 5: The recent improvements in decision tree learning algorithm / S. Pramanik, U.N. Chowdhury, B.K. Pramanik, N. Huda // *Asian J. Inf. Tech*. – 2010. – Vol. 9(6). – P. 300-306.
- [21] Пытьев, Ю.П. Методы морфологического анализа изображений / Ю.П. Пытьев, А.И. Чуличков – М.: Физматлит, 2010. – 336 с.

- [22] Сергеев, В.В. Имитационная модель изображения и метод сжатия данных / В.В. Сергеев, В.А. Сойфер // Автоматика и вычислительная техника. – 1978. – № 3. – С.76-78.
- [23] Google Earth. Версии сервиса [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.google.com/intl/ru/earth/versions/#earth-pro> (26.11.2019).

Detection of forest vegetation boundaries using remote sensing data

A.Y. Denisova¹, A.A. Egorova¹, V.V. Sergeev^{1,2}

¹Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

²Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

Abstract. Examination of actual forest vegetation boundaries is of great economic importance. A positive examination result can serve as evidence of a violation of the rules for forest utilization. The use of remote sensing (RS) data can reduce the complexity of such a task and speed the detection of the violations by using a pair of RS images acquired at different dates. The article compares two algorithms for searching for changes in the forest vegetation boundaries. The first is an elementwise classification algorithm using a tree histogram, whereas the second is a structural changes detection algorithm based on superpixel segmentation and a modified Pytiev's projector. The algorithms do not require atmospheric correction of images, which makes them attractive for practical use. The article also defines the optimal values of the algorithms' parameters and investigates the influence of various characteristics of RS data on the forest boundaries changes detection quality. The study was conducted on images of five areas obtained from open sources of RS data and GIS. It was found out that with the correct source data at optimal values of the algorithm's parameters, the accuracy of detecting changes in forest boundaries by the considered approaches is from 70% to 90%.