ГЕОИНФОРМАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЛЕСНОГО ПОКРОВА НА ОСНОВЕ ВОЗДУШНОГО ЛАЗЕРНОГО СКАНИРОВАНИЯ

И.Г. Ризаев, А.В. Погорелов*, М.В. Антоненко*, М.В. Кузякина**

**Кубанский государственный университет
г. Краснодар, Россия, rizaev_i@inbox.ru*

GIS MODELING OF FOREST COVER ON THE BASIS OF AIRBORNE LASER SCANNING

I.G. Rizaev, A.V. Pogorelov*, M.V. Antonenko*, M.V. Kuzyakina**

**Kuban State University
Krasnodar, Russia, rizaev_i@inbox.ru*

Abstract. The canopy height models (CHM) derived on the basis of laser scanning technology become popular due to the several important factors. On the one hand, it demonstrates an accuracy of discrete laser points, while on the other hand there is a wide range of image processing methods for their analysis and extraction forest parameters. The remarkable feature of the CHM is that it contains the artifacts representing the local minima (or pits) within tree crowns. Currently there is no clear explanation for existence of these artifacts: they can appear from the data acquisition to the data processing. These artifacts are very unwanted, because they might badly influence the processing of the CHM, such as segmentation of crowns and calculation of forest parameters. In this paper, we propose an original approach to remove these artifacts during creating CHM in a GIS environment.

Keywords: GIS, forest cover, canopy height models, airborne laser scanning.

Введение. Первые исследования растительного покрова с использованием технологии воздушного лазерного сканирования (Light Detection and Ranging – LiDAR) начались в 1980-х гг. [24]. В большом количестве работ материалы, получаемые на основе этой технологии, проверены наземными измерениями и подтверждают высокую точность метода [3, 13, 16, 18, 20]. Данные лидарных съемок представляют собой дискретные лазерные отражения (точки), которые обычно классифицируют на 2 класса: растительный покров и земная поверхность. Несмотря на то, что лазерные точки могут напрямую применяться в исследованиях растительности [12], работа с большим массивом данных требует значительных вычислительных ресурсов. Поэтому во многих дистанционных исследованиях растительного покрова и леса фигурирует регулярная цифровая модель растительности – Canopy Height Model (CHM), представляющая собой высоту растительности (деревья, кустарники) над земной поверхностью. Широкое распространение модели CHM получили благодаря тому, что, с одной стороны, они отвечают точности лазерных точек, а с другой – благодаря существованию большого количества методов обработки изображений, которые применяются для их анализа и расчета ряда таксационных характеристик леса.

Важная особенность данных моделей – они содержат локальные минимумы или ошибочные данные (артефакты) в пределах крон деревьев. В настоящее время нет однозначного объяснения этих артефактов: они могут появляться как на этапе получения данных, так и в процессе их обработки. Артефакты не являются значениями *no-data*, их значения варьируют и соседствуют с нормальными значениями модели CHM [18]. Поэтому простое выделение этих пикселей по высоте для их идентификации не применимо, поскольку выделяются также и нормальные значения. В модели CHM также присутствуют локальные понижения – «пробелы» между деревьями, не являющиеся артефактами. Они представляют собой естественные открытые участки растительного покрова и содержат высоты не только истинной земной поверхности, но также отметки кустарников или молодых деревьев [Ben-Arie et al., 2009]. Наличие артефактов негативно влияет на обработку моделей CHM, например, на сегментацию крон, а также на результаты расчетов других параметров леса, например, биомассы [2]. Как отмечается в недавнем исследовании [23], оценка структурных параметров леса на основе модели CHM без артефактов может быть точнее на 17,7% по сравнению с такой же оценкой по модели CHM с артефактами.

Несмотря на то, что модели CHM используются с конца 1990-х гг. [6, 26], вопросы качества этих моделей (в аспекте удаления артефактов) начали активно привлекать внимание исследователей недавно. Специальных работ, посвященных данной проблеме немного, но в последнее время их количество растет [2, 10, 23, 30]. Во многих исследованиях для устранения артефактов использовались различные фильтры, сглаживающие CHM в основном перед процедурой сегментации крон [5, 6, 9, 11, 21]. Однако побочным эффектом фильтров служит снижение исходной точности CHM.

В работах [2, 30] для определения артефактов в модели CHM использовался фильтр (оператор) Лапласа с интерактивным и автоматическим определением порогового значения с последующей заменой данных значений значениями из обработанной медианным фильтром модели CHM. Оба метода используют порог, который прямо не относится к артефактам (например, к их глубине относительно соседних значений). Во многих приведенных выше работах применительно к обозначенной проблеме авторы использовали только визуальное сравнение результатов удаления артефактов, без количественной оценки.

Цель нашего исследования – разработка геоинформационного метода устранения артефактов с сохранением естественных очертаний крон, а также сохранением существующих пробелов между деревьями в модели СНМ. По существу метод устранения артефактов сводится к двум задачам:

1. эффективный поиск и выделение артефактов;
2. замещение этих артефактов значениями, которые в наибольшей мере подходят к их соседним значениям.

Отличительной особенностью представленного алгоритма по сравнению с другими методами является наличие относительного порога, как прямая характеристика артефактов – значения их глубины относительно ближайших значений. По сравнению с обычным порогом по высоте данный порог рассчитывается в скользящем окне относительно соседних пикселей, а не как значения абсолютной высоты пикселей СНМ.

Материалы и методы. В качестве тестового был выбран участок 0,25 км², покрытый смешанным лесом (преимущественно буково-пихтовым), в районе восточного склона горы Пшехасу в верховьях р. Пшехи (северный макросклон Западного Кавказа). Лазерное сканирование выполнено в 2007 г. с помощью сканирующей системы ALTM 3 100 (Optech Inc., Canada). Средняя плотность измерений составляет 1,9 точек на 1 м². После классификации для отражений от земли она составила 0,7 точки на 1 м², для растительности – 1,2 точки на 1 м². Несмотря на относительно невысокую плотность измерений, мы считаем ее релевантной модели СНМ с разрешением 1 м. Для демонстрации результатов метода использованы два участка R₁ и R₂ размерами 50×50 и 100×100 м соответственно.

Первым шагом в обработке лазерно-локационных данных служит классификация. Это процесс разделения исходных данных на группы точек, относящихся к одной категории объектов (например, точки земной поверхности или точки растительности). В данной работе для фильтрации точек земной поверхности использовалась программа Terrascan, основанная на алгоритме P. Axelsson [1]. На основе классифицированных точек построена растровая модель DTM (Digital Terrain Model) с помощью TIN-интерполяции. Для построения СНМ из всех лазерных точек создается растровая модель DSM (Digital Surface Model) с разрешением 1 м, причем в ее ячейки записываются только максимальные значения высот точек [31]. Модель СНМ получена как разность между DSM и DTM.

Методика удаления артефактов. Метод удаления артефактов из модели СНМ разработан в среде ArcGIS (ESRI) как автоматизированный итерационный алгоритм Model Builder. Обработка включает:

1. Увеличение разрешения исходной модели СНМ в 4 раза с помощью билинейной интерполяции (СНМ_{U4}).
2. Поиск локальных минимумов с помощью фильтра минимумов в окне 3×3 для модели СНМ_{U4} (СНМ_{MIN-U4}).
3. Уменьшение разрешения модели СНМ_{MIN-U4} в 4 раза (приведение к разрешению исходной модели СНМ) с помощью билинейной интерполяции (СНМ_{MIN-D4}).
4. Расчет разности СНМ_{DIFF} между исходной моделью СНМ и моделью локальных минимумов СНМ_{MIN-D4}.
5. Классификация всех значений i модели разности СНМ_{DIFF} на 2 класса и создание маски потенциальных артефактов (mask-pa): если $i < 0$, то mask-pa = 1 (артефакты); если $i \geq 0$, то mask-pa = 0 (остальные значения).
6. Обработка исходной модели СНМ медианным фильтром в скользящем окне 3×3 (СНМ_{MEDIAN}).
7. Получение порога T как модели разности между СНМ_{MEDIAN} и СНМ.
8. Создание маски артефактов (mask-a): если mask-pa = 1 и порог $T > x$, где x – относительная глубина артефактов, м, то mask-a = 1 (артефакты с порогом относительной глубины), если условие не выполняется, то все значения mask-a = 0.
9. Удаление артефактов и создание исправленной модели СНМ: если mask-a = 1, то записываются значения из СНМ_{MEDIAN}, если mask-a = 0, все значения записываются из СНМ.
10. При необходимости алгоритм повторяется несколько раз. Тогда, например, в качестве исходной задается модель после первой итерации СНМ_{IT1}, а в качестве исходной модели для обработки медианным фильтром устанавливается СНМ.

Основной принцип работы алгоритма основан на известном способе поиска локальных минимумов в скользящем окне. Хотя поиск локальных максимумов используется в обработке моделей СНМ [13, 18, 21], применение локальных минимумов не получило широкого распространения. Фильтр локальных минимумов относится к нелинейным фильтрам, также известным как фильтры на основе порядковых статистик [4]. Размер скользящего окна 3×3 выбран для точной идентификации минимумов, поскольку увеличение размера окна приводит к снижению чувствительности фильтра. Однако применение фильтра к исходной модели с первичным разрешением (1 м) недостаточно для выделения всех артефактов. Для увеличения чувствительности при поиске локальных минимумов разрешение исходной модели СНМ было увеличено в 4 раза с помощью билинейной интерполяции.

В работе [31] указано, что артефактами модели СНМ являются пиксели, глубина которых больше или равна 3 м по отношению к их соседям. Нами установлено аналогичное пороговое значение относительной глубины артефактов $T > 3$ м. Выбор данного значения обусловлен тем, что разность высот 1-2 м при разрешении модели СНМ 1 м отражает естественные перепады высот в пределах кроны. На наш взгляд идея представления порога как величины относительной глубины потенциальных артефактов, во-первых, непосредственно характеризует их, а, во-вторых, является понятным критерием их устранения. В целом успех определения локальных минимумов СНМ зависит от их параметров: глубины относительно соседних пикселей, их расположения (в центре кроны или на ее периферии), количества или плотности распределения (одиночные или группа пикселей).

Для устранения артефактов выбран нелинейный медианный фильтр, ранее реализованный [2, 27, 30]. Выбор фильтра обусловлен оптимальным сохранением границ объектов [4], в частности крон деревьев, и возможностями итерации [22].

Для увеличения количества определяемых локальных минимумов применялось увеличение разрешения исходной модели СНМ в 4 раза с помощью интерполяции. Здесь важен метод интерполяции. Как известно, при обработке изображений существуют 3 основных метода интерполяции: ближайшего соседа, билинейная интерполяция и кубическая свертка [15]. Использование метода ближайшего соседа имеет преимущество перед другими в случае создания исходной растровой модели из исходных данных, поскольку отсутствуют погрешности за счет интерполяции [15]. Таким образом, данный метод не подходит для изменения разрешения модели СНМ. Метод билинейной интерполяции использует 4 ближайших к центру выходного пиксела соседних значений, по существу используя средневзвешенное этих значений. Данный метод позволяет получить более сглаженную в сравнении с методом ближайшего соседа модель. Кубическая свертка (интерполяция) работает, как и билинейная, но учитывает 16 ближайших соседних значений. Это позволяет в большей мере сглаживать данные, чем метод билинейной интерполяции [28]. На основе расчетов [32] для передискретизации модели СНМ при поиске локальных минимумов отдано предпочтение билинейной интерполяции.

Результаты. Количество устраненных артефактов суммарно после 3-х итераций составляет 23% без порога и 8,2% с порогом ($T > 3$ м). После применения порога значительная доля локальных минимумов не используется в обработке, что позволяет сохранить исходные значения высоты модели СНМ. Далее приводятся результаты расчетов, выполненных с порогом T . Среднее значение глубины всех идентифицированных артефактов составило 7,9 м.

Результат работы алгоритма представлен на рисунке 1, представляющем участок R_1 исходной модели СНМ (рис. 1, A1), обработанной модели СНМ_{ИТ1} после первой итерации (рис. 1, A2), СНМ_{ИТ2} после второй итерации (рис. 1, A3) и, наконец, СНМ_{ИТ3} после третьей итерации (рис. 1, A4). Выбор количества итераций определяется объемами артефактов. На число артефактов в модели СНМ влияют: тип лазерного сканера и заданные параметры, особенности съемки, топографические свойства местности (горы, равнина), исходное разрешение моделей, плотность лазерных точек и качество их обработки.

Рис. 1. Результат обработки исходной модели СНМ участка R_1 : A1 – исходная модель СНМ; A2, A3, A4 – обработанные модели СНМ_{ИТ1}, СНМ_{ИТ2}, СНМ_{ИТ3} после 1, 2, 3 итерации соответственно. B1, B2, B3, B4 – продольные профили для всех моделей. C1, C2, C3, C4 – аналогично A, но в трехмерном виде

Всего для тестового участка было выделено и заменено на первой итерации 7,3% артефактов, на второй итерации добавились 0,8% и 0,04% – на третьей, т.е. после трех итераций замене подверглись 8,2% пикселей модели СНМ. Как видим, после третьей итерации дальнейшая обработка не целесообразна. Продольные профили отражают результат устранения артефактов путем замещения их значениями модели СНМ_{MEDIAN} (рис. 1, B1-B4). При визуальном сравнении (рис. 1, C1-C4) заметно, что многие артефакты устранены, но при этом сохранены исходные формы крон и пространства между ними.

Тестирование метода. Тестирование метода проводилось двумя способами:

1. путем оценки чувствительности алгоритма;
2. сравнением с распространенными сглаживающими фильтрами [11, 19, 29].

На чувствительность метода влияют:

1. плотность распределения артефактов;
2. глубина относительно соседних значений.

Для тестирования чувствительности использована обработанная модель $СНМ_{ГТЗ}$ исследуемого участка. Выбор модели обусловлен стремлением сохранить морфологию крон и приблизить эксперимент к естественным условиям. В пределах всей модели $СНМ_{ГТЗ}$, обработанной медианным фильтром с высотой пикселей $i > 3$ м, были сгенерированы случайным образом четыре набора данных с локальными минимумами (артефактами) в количестве:

1. 9750;
2. 19500;
3. 29250;
4. 39000.

Это составляет 5 (3,9)%, 10 (7,8)%, 15 (11,7)% и 20 (15,6)% площади участка соответственно¹¹. Созданы 12 экспериментальных моделей ($СНМ_{ГТЗ-3/4}$, $СНМ_{ГТЗ-1/2}$, и $СНМ_{ГТЗ-1/3}$), где значения глубины для добавленных артефактов задавались как 1/3, 1/2, 3/4 от высоты соответствующих пикселей в модели $СНМ_{ГТЗ}$. Однако, если сгенерированные точки находятся в пределах небольшой высоты $СНМ_{ГТЗ}$ (например, 3,5 м), относительная глубина таких точек становится меньше 3 м. Согласно условию определения артефактов с глубиной > 3 м их величина уменьшалась на 3 м. Их относительная глубина H_D , после вычитания колебалась в интервале $3 < H_D \leq 6$ м.

В таблице 1 в каждом наборе данных для этих точек приводится их количество (A_p). Для компенсации возможных отрицательных абсолютных значений высоты $СНМ_{ГТЗ}$ все модели увеличены на константу 3 м, чтобы относительная глубина всех сгенерированных артефактов составила более 3 м. Такое увеличение не отражается на эксперименте. Результат тестирования чувствительности алгоритма представлен (табл. 1). Средняя относительная глубина артефактов для 1/3 от высоты $СНМ_{ГТЗ}$ для всех моделей (5-20%) приближается к 13 м. Здесь отмечаются наилучшие результаты удаления созданных артефактов (после трех итераций до 98,39 %). С уменьшением значений относительной глубины до 3/4 эффективность алгоритма, на первый взгляд, падает. Однако анализ данных показывает, что для всех расчетов артефакты, которые не идентифицируются методом, находятся на границах крон (в условиях максимальных перепадов высот) или за их пределом. Это демонстрирует рисунок 2, где зеленым цветом отображены успешно удаленные артефакты, а красным – оставшиеся артефакты. Таким образом, величина относительной глубины оказывает влияние на количество выделяемых и удаляемых артефактов.

Рис. 2. Результаты обработки алгоритмом экспериментальных моделей участка R_2 : A1, B1, C1 – модели с артефактами $СНМ_{ГТЗ-3/4}$, $СНМ_{ГТЗ-1/2}$, и $СНМ_{ГТЗ-1/3}$ соответственно. A2, B2, C2 – результаты после обработки. A3, B3, C3 – артефакты: зеленым цветом показаны удаленные, красным – не удаленные

Несмотря на различия в количестве удаленных артефактов, для разных экспериментальных моделей $СНМ_{ГТЗ-3/4}$, $СНМ_{ГТЗ-1/2}$, $СНМ_{ГТЗ-1/3}$ результаты сопоставимы (рис. 2, A2, B2, C2). Для трех наборов данных (5-15%) результаты практически идентичны (табл. 1). При увеличении шумов до 20% от площади модели $СНМ_{ГТЗ}$ эффективность выделения артефактов в среднем падает на 4%. Благодаря высокой чувствительности метода одновременно с истинными артефактами выделяются и затем заменяются значениями медианы дополнительные локальные минимумы (ошибки избытка). Их количество уменьшается с увеличением истинных артефактов в модели $СНМ_{ГТЗ}$ (табл. 1).

¹¹ Количество артефактов рассчитано для площади с высотой растительности более 3 м. В скобках дано количество артефактов для всей площади участка.

Таблица 1

Результаты обработки экспериментальных моделей СНМ с различной плотностью (5–20%) и глубиной (1/3–3/4) артефактов

Артефакты			A_P		Исправленные артефакты (A_C), %				Ошибки избытка (E), %				$\sum it2, it3, \%$	$Diff, \%$	
$N_0, \%$	H_D	$Mean, \text{м}$	$N_0, \%$	$Mean, \text{м}$	$it1$	$it2$	$it3$	$\sum it1, it2, it3$	$it1$	$it2$	$it3$	$\sum it1, it2, it3$	A_C	E	$A_C - E$
5	3/4	5,39	17,6	5,08	81,30	0,41	0,06	81,77	0,96	0,19	0,02	1,17	0,47	0,21	0,26
	1/2	9,84	3,59	5,26	94,63	0,28	0,05	94,96	0,91	0,20	0,02	1,13	0,33	0,22	0,11
	1/3	13,02	1,46	5,26	98,22	0,14	0,03	98,39	0,89	0,21	0,02	1,12	0,17	0,23	-0,06
10	3/4	5,37	17,7	5,04	81,11	0,33	0,06	81,50	0,75	0,19	0,02	0,96	0,39	0,21	0,18
	1/2	9,80	4,03	5,24	94,45	0,34	0,04	94,83	0,69	0,21	0,01	0,91	0,38	0,22	0,16
	1/3	12,95	1,70	5,25	98,13	0,13	0,02	98,28	0,64	0,22	0,01	0,87	0,15	0,23	-0,08
15	3/4	5,37	17,97	5,05	80,68	0,31	0,07	81,06	0,57	0,22	0,01	0,80	0,38	0,23	0,15
	1/2	9,78	3,99	5,23	93,97	0,30	0,04	94,31	0,48	0,23	0,01	0,72	0,34	0,24	0,1
	1/3	12,94	1,71	5,25	97,88	0,13	0,02	98,03	0,41	0,24	0,01	0,66	0,15	0,25	-0,1
20	3/4	5,38	17,46	5,05	74,91	0,32	0,09	75,32	0,49	0,18	0,01	0,68	0,41	0,19	0,22
	1/2	9,83	3,79	5,21	90,86	0,25	0,05	91,16	0,43	0,17	0,01	0,61	0,3	0,18	0,12
	1/3	13,01	1,66	5,20	95,69	0,08	0,02	95,79	0,37	0,17	0,01	0,55	0,1	0,18	-0,08

Примечание: *–Здесь: A_P – специально обработанные артефакты тестовых моделей СНМ, от всего количества артефактов (%), $Mean$ – среднее значение глубины артефактов, N_0 – значение относительной глубины артефактов как 3/4, 1/2 и 1/3 от значений исходной модели СНМ_{ПЗ}, $it1$, $it2$, $it3$ – результат обработки после 1, 2 и 3 итерации соответственно, $Diff$ – разница между суммами 2 и 3 итерации A_C и E

Сравнение с различными методами фильтрации. Сглаживание – одна из ключевых процедур обработки цифровых моделей растительности СНМ во многих исследованиях [11, 19, 21, 29], часто используемая перед сегментацией крон деревьев. Существует большое количество методов фильтрации, однако наиболее распространенной является триада: фильтр скользящего среднего, медианный фильтр и фильтр Гаусса. Все фильтры различаются по степени сглаживания, а, следовательно, и точности. У фильтров есть существенный недостаток – кроме удаления высокочастотной составляющей (шума), искажается и полезная информация. Для модели СНМ это снижение высоты и размытие границ крон. Принцип работы данных фильтров известен [4, 15, 17, 22]. Для всех фильтров нами установлен размер окна 3×3 . Фильтр Гаусса, в отличие от двух других, кроме размера скользящего окна использует значение стандартного отклонения [29]. Результат обработки фильтром Гаусса в окне 3×3 не дает результата, что также отмечено [2], поэтому мы увеличили окно до 5×5 . Величина стандартного отклонения должна устанавливаться таким образом, чтобы коэффициенты скользящего окна приближались к нулю на его границе [17]. При выборе стандартного отклонения мы руководствовались правилом: размер окна = 6σ . Для окна размером 5×5 стандартное отклонение = 0,8.

Выполнена обработка 12 экспериментальных моделей СНМ_{ПЗ} с артефактами указанными методами фильтрации и предлагаемым методом. Анализ удаления истинных артефактов и влияния различных фильтров на сглаживание модели подразумевает сравнение результатов обработки с исходной моделью СНМ. В качестве исходной использована обработанная предлагаемым методом модель СНМ_{ПЗ} исследуемого участка, но без артефактов. Значения ее высот также были увеличены на 3 м, благодаря чему модель стала идентичной всем экспериментальным моделям, за исключением добавленных артефактов. В качестве оценки точности выполнялся анализ ошибок RMSE [25] между обработанными моделями СНМ_{MEAN}, СНМ_{MEDIAN}, СНМ_{GAUSSIAN}, СНМ_{METHOD} и исходной моделью СНМ_{ПЗ}. Кроме того для всех моделей рассчитано количество изменившихся пикселей (% от общей площади участка). Данные расчеты выполнены для всей поверхности СНМ (с учетом пикселей артефактов), а также, для поверхности, исключая артефакты. Для всех моделей СНМ_{MEAN} и СНМ_{GAUSSIAN} значения ошибок RMSE максимальны. Для модели СНМ_{METHOD} ошибки RMSE в среднем для всех моделей и всей площади в 2 раза меньше, чем для СНМ_{MEDIAN}, в 2,4 раза меньше, чем для СНМ_{GAUSSIAN} и в 2,6 раз меньше, чем для СНМ_{MEAN}. Исключая артефакты значения RMSE еще меньше для модели СНМ_{METHOD}. Так, в среднем для метода они в 3,9 раз меньше, чем для медианного фильтра, в 4,2 раза меньше, чем для фильтра Гаусса и в 5 раз меньше, чем для фильтра скользящего среднего.

На рисунке 3 показаны результаты обработки различными фильтрами и представленным методом модели СНМ_{ПЗ} с артефактами для участка R_2 . Количество артефактов равно 10%, относительная глубина – 1/3. Видно, что при больших значениях глубины артефактов фильтры скользящего среднего и Гаусса не удаляют их полностью, искажая остальные значения. Улучшает результат медианный фильтр, однако и в этом случае заметно (86,7%) изменяются остальные значения. Предлагаемый метод, таким образом, оказывается лучшим, особенно для больших значений глубины артефактов.

При интерпретации ошибок RMSE важно учитывать не только их абсолютные значения, но и учитывать количество изменившихся пикселей. Количество таких пикселей для СНМ_{METHOD}, исключая артефакты, варьирует 0,55–1,17% от всей площади, что также соответствует ошибкам избытка (табл. 1).

Рис. 3. Результаты обработки модели СНМ_{ПЗ} с артефактами участка R_2 для различных фильтров и метода. A2 – исходная модель СНМ_{ПЗ}; A1 – исходная модель СНМ_{ПЗ} с артефактами. Обработанная модель СНМ_{ПЗ} с артефактами различными методами, и их разности с исходной моделью СНМ_{ПЗ}: B1 – фильтр скользящего среднего; B2 – разность для фильтра скользящего среднего; C1 – медианный фильтр; C2 – разность для медианного фильтра; D1 – фильтр Гаусса, D2 – разность для фильтра Гаусса; E1 – метод; E2 – разность для метода

Для модели СНМ_{MEDIAN} количество изменившихся пикселей составляет – 79,86–90,56%. Для моделей СНМ_{MEAN} и СНМ_{GAUSSIAN} их количество одинаково и варьирует 84,4–96,1%. Рисунок 3 наглядно демонстрирует степень изменения модели СНМ_{IT3} с артефактами после обработки соответствующими методами.

Выводы. В среднем для всех экспериментальных моделей было удалено более 90% созданных артефактов. Артефакты с относительной глубиной 1/3 удаляются в 95,8–98,4% случаев (в зависимости от их количества). Из-за высокой чувствительности метода одновременно с артефактами дополнительно выделяются локальные минимумы (ошибки избытка). Большинство их сосредоточенно за пределами или на границах крон деревьев.

Целесообразность применения нескольких итераций настоящего метода обусловлена следующим. По данным (табл. 1) разности между суммами второй и третьей итераций A_C (удаленные артефакты) и E (ошибки избытка) при $H_D = 3/4$ и $1/2$ положительны, а при $H_D = 1/3$ – отрицательны. Чем больше значения глубины артефактов, тем лучше они определяются уже на первой итерации. При последующих итерациях процент новых идентифицируемых артефактов здесь будет меньше, чем процент добавленных ошибок. С другой стороны, при наличии артефактов с меньшей относительной глубиной (например, $3/4$ и $1/2$), требуется больше итераций для их устранения. В целом среднее значение отмеченной разности для всех данных положительно и составляет 0,08%. Это означает, что при использовании нескольких итераций количество удаляемых истинных артефактов будет больше, чем вносимых ошибок. Поскольку в реальной модели СНМ присутствуют артефакты с различной относительной глубиной, мы рекомендуем использовать 1–3 итерации в зависимости от упомянутых характеристик исходной модели СНМ.

Существенным преимуществом предлагаемого метода в сравнении со стандартными фильтрами является количество изменяющихся пикселей, исключая истинные артефакты. Так, практически тотальное изменение всех пикселей модели СНМ при использовании стандартных фильтров (79,86–96,1%) влечет за собой сглаживание границ крон деревьев, и, как результат, снижение точности исходных данных. Отметим, что все результаты детального анализа справедливы для модели СНМ с разрешением 1 м, для указанной плотности лазерных точек, а также установленного порогового значения глубины артефактов $T > 3$ м.

Заключение. Модели СНМ активно используются в различных исследованиях растительного покрова, начиная с конца 1990-х годов, но вопросы оценки их качества и устранения артефактов остаются открытыми. Увеличение в последнее время количества исследований, посвященных устранению артефактов [2, 10, 23, 30], указывает на значимость проблемы, поскольку улучшение моделей СНМ повышает точность не только сегментации крон, но и определения других таксационных характеристик лесной растительности.

В представленной работе предложен новый метод оптимизации моделей СНМ, основанный на сочетании поиска локальных минимумов, билинейной интерполяции, порога относительной глубины артефактов и медианного фильтра. Новизна метода состоит в использовании порогового значения, позволяющего находить и количественно оценивать артефакты в сравнении со значениями соседних пикселей, а также в увеличении чувствительности фильтра локальных минимумов. Особое внимание уделено детальному анализу результатов в двух аспектах:

1. анализу чувствительности алгоритма (различные значения артефактов и их количество);
2. оценке точности метода и стандартных фильтров обработки изображений и цифровых моделей.

В целом представленный метод позволяет эффективно удалять артефакты из модели СНМ (более 90% в пределах крон с максимумом до 98,4%), одновременно сохраняя в модели естественные открытые участки между кронами деревьев.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ, проект № 14-05-31206.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК REFERENCES

1. Axelsson P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models // International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. 2000. Vol. 33, part B4/1, P. 110–117.
2. Ben-Arie J.R., Hay G.J., Powers R.P., Castilla G., St-Onge B. Development of a pit filling algorithm for LiDAR canopy height models // Computers & Geosciences. 2009. Vol. 35, No 9, P. 1940–1949.
3. Brandtberg T., Warner T.A., Landenberger R.E., McGraw J.B. Detection and analysis of individual leaf-off tree crowns in small footprint, high sampling density lidar data from the eastern deciduous forest in North America // Remote Sensing of Environment. 2003. V. 85, No 3, P. 290–303.
4. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing, 2nd edition. Prentice Hall. 2002. 793 p.
5. Hosoi F., Matsugami H., Watanuki K., Shimizu Y., Omasa K. Accurate detection of tree apexes in coniferous canopies from airborne scanning light detection and ranging images based on crown-extraction filtering // Journal of Applied Remote Sensing. 2012. Vol. 6, 13 p.
6. Hyypä J., Kelle O., Lehtikoinen M., Inkinen M. (2001), A segmentation-based method to retrieve stem volume estimates from 3-D tree height models produced by laser scanners // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2001. Vol. 39, No 5, P. 969–975.
7. Hyypä J., Inkinen M. Detecting and estimating attributes for single trees using laser scanner // The Photogrammetric Journal of Finland. 1999. Vol. 16, No 2, P. 27–43.

8. *Jakubowski M.K., Li W., Guo Q., Kelly M.* Delineating Individual Trees from Lidar Data: A Comparison of Vector- and Raster-based Segmentation Approaches // *Remote Sensing*. 2013. Vol. 5, No 9, P. 4163–4186.
9. *Kankare V., Rätty M., Yu X., Holopainen M., Vastaranta M., Kantola T., Hyyppä J., Hyyppä H., Alho P., Viitala R.* Single tree biomass modelling using airborne laser scanning // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2013. Vol. 85, P. 66–73.
10. *Khosravipour A., A. K. Skidmore, M. Isenburg, T. Wang, Hussin Y. A.* Generating Pit-free Canopy Height Models from Airborne Lidar // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 2014. Vol. 80, No 9, 2014, P. 863–872.
11. *Leckie D., Gougeon F., Hill D., Quinn R., Armstrong L., Shreenan R.* Combined high-density lidar and multispectral imagery for individual tree crown analysis // *Can. J. Remote Sensing*. 2003. Vol. 29, No 5, P. 633–649.
12. *Li W., Guo Q., Jakubowski M.K., Kelly M.* A New Method for Segmenting Individual Trees from the Lidar Point Cloud // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 2012. Vol. 78, No 1, P. 75–84.
13. *Maltamo M., Eerikainen K., Pitkanen J., Hyyppä J., Vehmas M.* Estimation of timber volume and stem density based on scanning laser altimetry and expected tree size distribution functions // *Remote Sensing of Environment*. 2004a. Vol. 90, No 3, P. 319–330.
14. *Maltamo M., Mustonen K., Hyyppä J., Pitkanen J., Yu X.* The accuracy of estimating individual tree variables with airborne laser scanning in a boreal nature reserve // *Canadian Journal of Forest Research*. Vol. 34, No 9, 2004b, P. 1791–1801.
15. *Mather P.M.* Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction, 3rd edition. John Wiley and Sons, Chichester. 2004. 324 p.
16. *Nelson R., Short A., Valenti M.* Measuring biomass and carbon in Delaware using an airborne profiling LIDAR // *Scandinavian Journal of Forest Research*. 2004. Vol. 19, No 6, P. 500–511.
17. *Nixon M.S., Aguado A.S.* Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision, 3rd edition. Academic Press. 2012. 609 p.
18. *Persson A., Holmgren J., Soderman U.* Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 2002. Vol. 68, No 9, P. 925–932.
19. *Puttonen E., Litkey P., Hyyppä J.* Individual Tree Species Classification by Illuminated-Shaded Area Separation // *Remote Sensing*, 2010. Vol. 2, No 1, P. 19–35.
20. *Ronnholm P., Hyyppä J., Hyyppä H., Haggren H., Yu X., Kaartinen H.* Calibration of laser-derived tree height estimates by means of photogrammetric techniques // *Scandinavian Journal of Forest Research*. 2004. Vol. 19, No 6, P. 524–528.
21. *Rowell E., Seielstad C., Vierling L., Queen L., Shepperd W.* Using Laser Altimetry-based Segmentation to Refine Automated Tree Identification in Managed Forests of the Black Hills, South Dakota // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. 2006. Vol. 72, No 12, P. 1379–1388.
22. *Russ J.C.* The Image Processing Handbook, 6th edition. CRC Press. 2011. 885 p.
23. *Shamsoddini A., Turner R., Trinder J.C.* Improving lidar-based forest structure mapping with crown-level pit removal // *Journal of Spatial Science*. 2013. Vol. 58, No 1, P. 29–51.
24. *Shan J., Toth Ch. K.* Topographic laser ranging and scanning: principles and processing. CRC Press (Taylor & Francis Group). 2008. 590 p.
25. *Simard M., Pinto N., Fisher J.B., Baccini A.* Mapping forest canopy height globally with spaceborne lidar // *Journal of Geophysical Research*. 2011. Vol. 116, No G4, P. 1–12.
26. *St-Onge B.A.* Estimating individual tree heights of the boreal forest using airborne laser altimetry and digital videography // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 1999. Vol. 32, part 3/W14, P. 179–185.
27. *Turner R.* An airborne Lidar canopy segmentation approach for estimating above-ground biomass in coastal eucalypt forests, PhD thesis, University of New South Wales, Sydney, Australia. 2006. 354 p.
28. *Wu S., Li J., Huang G.H.* A study on DEM-derived primary topographic attributes for hydrologic applications: Sensitivity to elevation data resolution // *Applied Geography*. 2008. Vol. 28, No 3, P. 210–223.
29. *Yu X., Hyyppä J., Vastaranta M., Holopainen M., Viitala R.* Predicting individual tree attributes from airborne laser point clouds based on the random forests technique // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2011. Vol. 66, No 1, P. 28–37.
30. *Zhao D., Pang Y., Li Z., Sun G.* Filling invalid values in a lidar-derived canopy height model with morphological crown control // *International Journal of Remote Sensing*. 2013. Vol. 34, No 13, P. 4636–4654.
31. *Zhao K., Popescu S., Nelson R.* Lidar remote sensing of forest biomass: A scale-invariant estimation approach using airborne lasers // *Remote Sensing of Environment*. 2009. Vol. 113, No 1, P. 182–196.
32. *Ризаев И.Г., Антоненко М.В., Погорелов А.В.* Геоинформационный метод определения артефактов в цифровых моделях растительного покрова // *Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук*. 2014. № 12–2. С. 336–341.
- Rizaev I.G., Pogorelov A.V., Antonenko M.V.* Geoinformacionnyj metod opredelenija artefaktov v cifrovyh modeljah rastitel'nogo pokrova [GIS method of defining artifacts in LiDAR-based canopy height model], *Actual problems of humanities and natural sciences*. 2014. No 12–2, pp. 336–341 (in Russian).