

И.Г. Ризаев, А.В. Погорелов, Е.С. Бойко

ПОРОГОВЫЙ МЕТОД ФИЛЬТРАЦИИ ЦИФРОВЫХ МОДЕЛЕЙ РАСТИТЕЛЬНОГО ПОКРОВА В СРЕДЕ ГИС

Введение

Вопрос точности получения цифровых моделей растительного покрова (СНМ) на основе воздушного лазерного сканирования с верификацией наземными измерениями достаточно хорошо изучен [1, 2, 3, 4, 5, 6]. Однако оценке точности последующей обработки таких моделей с помощью фильтрации до сих пор уделялось недостаточное внимание. Хотя фильтрация рассматривается в некоторых работах, связанных с обработкой цифровых моделей рельефа (DEM/DTM) [7, 8], применение данного опыта к цифровым моделям растительного покрова затруднено. Обе цифровые модели (DEM/DTM и СНМ) идентичны по своей структуре, но описывают разные географические объекты. Этим нельзя пренебрегать при выборе метода для сглаживания СНМ. Модель СНМ описывает кроны деревьев, следовательно, в ней присутствует большое количество значений с уклонами поверхности, близкими к вертикальным (границы крон деревьев). Эффект сглаживания здесь проявляется в полной мере с соответствующей потерей точности. Это можно сопоставить, например, с горным рельефом с большими значениями крутизны, где сглаживание может приводить к существенным ошибкам.

Цифровые изображения и цифровые модели представляют собой сумму низкочастотных и высокочастотных компонент [9]. Пространственная фильтрация изображений и цифровых моделей представляет собой их разложение на компоненты различного масштаба. На сегодняшний день накоплен огромный опыт пространственной фильтрации, активно используемый для обработки моделей СНМ [10, 11, 12, 13].

В данной работе рассматриваются некоторые стандартные методы фильтрации: фильтр скользящего среднего, медианный фильтр и фильтр Гаусса, а также предлагается разработанный пороговый метод фильтрации в среде ГИС, который может быть использован в сочетании с отмеченными фильтрами. Кроме самого эффекта сглаживания, в зависимости от метода фильтрации, на результат оказывают влияние и другие важные параметры обработки.

Во-первых, важным параметром при обработке в скользящем окне является его размер, который контролирует степень сглаживания. Во-вторых, количество сглаживаний одним и тем же скользящим окном (количество итераций обработки) также оказывает влияние на степень изменения результирующей модели.

Тестовый участок 0,25 км², покрытый широколиственным лесом, был выбран в районе восточного склона Пшехасу в верховьях р. Пшехи (Западный Кавказ). Сведения об исходных данных и их обработке изложены [14]. В качестве исходной использована модель СНМ, предварительно обработанная по методу, описанному ранее [14]. Для детальной оценки результатов сглаживания различными методами фильтрации задан участок 50×50 м. Сглаживание для всех методов фильтрации выполнено с размерами скользящего окна 3×3, 5×5 и 7×7, а количество итераций обработки равно 1 и 3.

Методы и результаты

Фильтр скользящего среднего сглаживает локальные артефакты и шумы в скользящем окне 3×3, 5×5, 7×7... M×N. В общем виде значение Z с координатами x, y для каждого центрального пикселя h_k , окруженного соседними пикселями, рассчитывается по формуле [9, 15]:

$$Z(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N h_k.$$

Где h_k ($k \in [1, N]$) – высота k-го пикселя, а N – количество ячеек, определяющее скользящее окно. Данный фильтр сохраняет низкие пространственные частоты и убирает высокие пространственные частоты. Вследствие этого увеличивается размытость модели, теряются детали объектов, в то время как выделяются более крупные структуры. Однако данный фильтр имеет некоторые особенности: 1) один пиксель с экстремальным значением может влиять на среднее значение соседних пикселей; 2) поскольку границы объектов (крон) характеризуются резкими перепадами значений (высот), при сглаживании они значительно размываются.

На рис. 1 представлен результат обработки фильтром скользящего среднего модели СНМ с переменными размерами скользящего окна и количеством итераций.

При обработке в скользящем окне 3×3 формы крон деревьев сохраняются. Однако при увеличении размера окна до 7×7 пикселей границы между кронами теряют четкость и сливаются в единую крону. Такой же эффект отмечается при увеличении количества последовательных обработок (рис. 1 С2, D2).

Медианный фильтр относится к нелинейным фильтрам. Для расчета медианы значения ранжируются в порядке возрастания или убывания и затем выбирается центральное значение для скользящего окна. Значение Z с координатами x, y для каждого центрального пикселя h_k задается выражением [16]:

$$Z(x, y) = \text{median}\{h_k | k = 1, \dots, N\}.$$

В отличие от фильтра скользящего среднего, данный фильтр удаляет экстремальные выбросы из модели без значительного влияния на соседние значения. Границы объектов сохраняются максимально, поэтому его можно применять итерационно [17]. Как отмечается во многих источниках [9, 15, 16, 17], для больших размеров окон или при обработке больших площадей цифровых моделей (изображений) алгоритм сортировки значений требует значительных вычислительных ресурсов. Результаты обработки медианным фильтром отражает рис. 2.

Как видно, хороший результат достигается при сглаживании в окне 3×3 для 1 итерации (значения СНМ и формы крон сохраняются). Слияние крон и изменение значений при других параметрах сглаживания близко к результатам обработки фильтром скользящего среднего.

Фильтр Гаусса, как и другие фильтры, используется для сглаживания и удаления шумов. Он выполняет сглаживание аналогично фильтру скользящего среднего, но отличается от него используемым скользящим окном, представляющим форму функции Гаусса. При этом контуры объектов сглаживаются менее резко, чем фильтром скользящего среднего. Данный фильтр используется для выделения структур объектов на разных масштабах в цифровой обработке изображений и является базовым в концепции теории «пространственных масштабов» (scale-spacetheory) [18]. При обработке изображений функция Гаусса $G(x, y)$ со стандартным отклонением распределения σ , задается выражением [17]:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}.$$

Фильтр Гаусса, в отличие от других фильтров, кроме размера скользящего окна использует значение стандартного отклонения [19]. Величина стандартного отклонения должна устанавливаться таким образом, чтобы коэффициенты скользящего окна приближались к нулю на его границе [20]. Стандартное отклонение определяется следующим образом: размер окна = 6σ . Согласно этому, окну 3×3 соответствует $\sigma = 0,5$, 5×5 , $\sigma = 0,8$ и для 7×7 , $\sigma = 1,2$. Расчеты выполнены в ArcGIS (инструмент Focal Statistics). Отмеченные скользящие окна для фильтра Гаусса рассчитаны в среде Python (NumPy).

Результаты обработки фильтром Гаусса отражает рис. 3. Как видим, для всех скользящих окон формы крон сохраняются, но постепенно снижаются значения высоты СНМ. Существенное изменение наблюдается при сглаживании в окне 7×7 и после 3 итераций (рис. 3, D2).

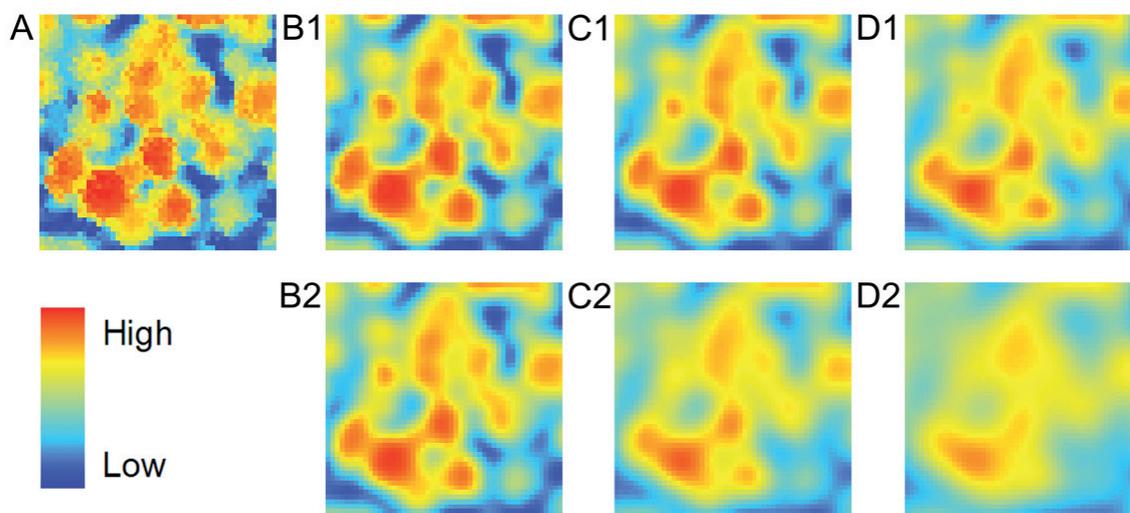


Рис. 1. Результаты обработки фильтром скользящего среднего.

A – исходная модель СНМ; B1 – размер скользящего окна 3×3 и 1 итерация; B2 – 3×3 и 3 итерации; C1 – 5×5 , 1 итерация; C2 – 5×5 , 3 итерации; D1 – 7×7 , 1 итерация; D2 – 7×7 , 3 итерации

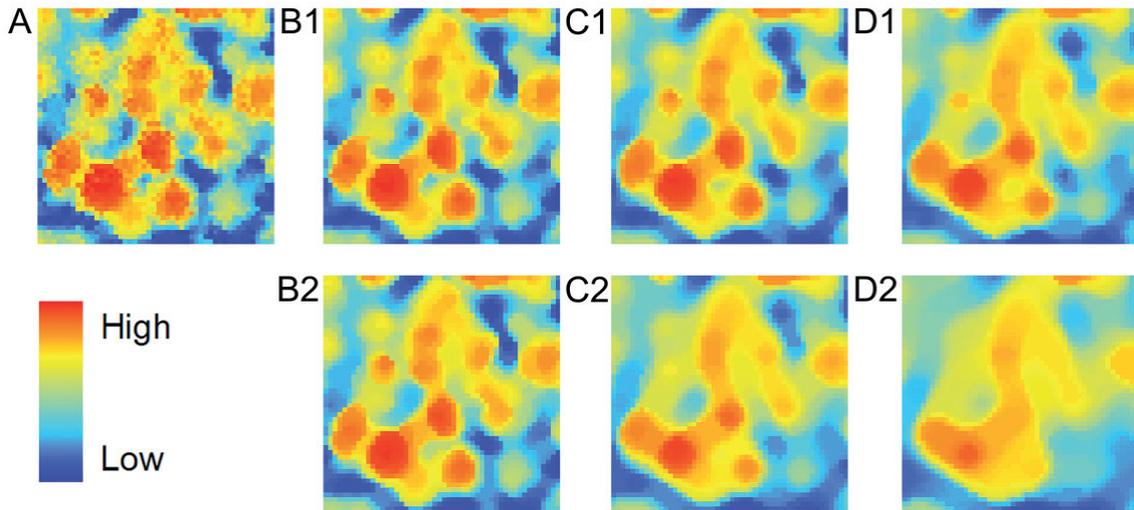


Рис. 2. Результаты обработки медианным фильтром.

A – исходная модель СНМ; B1 – размер скользящего окна 3×3 и 1 итерация; B2 – 3×3 и 3 итерации; C1 – 5×5, 1 итерация; C2 – 5×5, 3 итерации; D1 – 7×7, 1 итерация; D2 – 7×7, 3 итерации

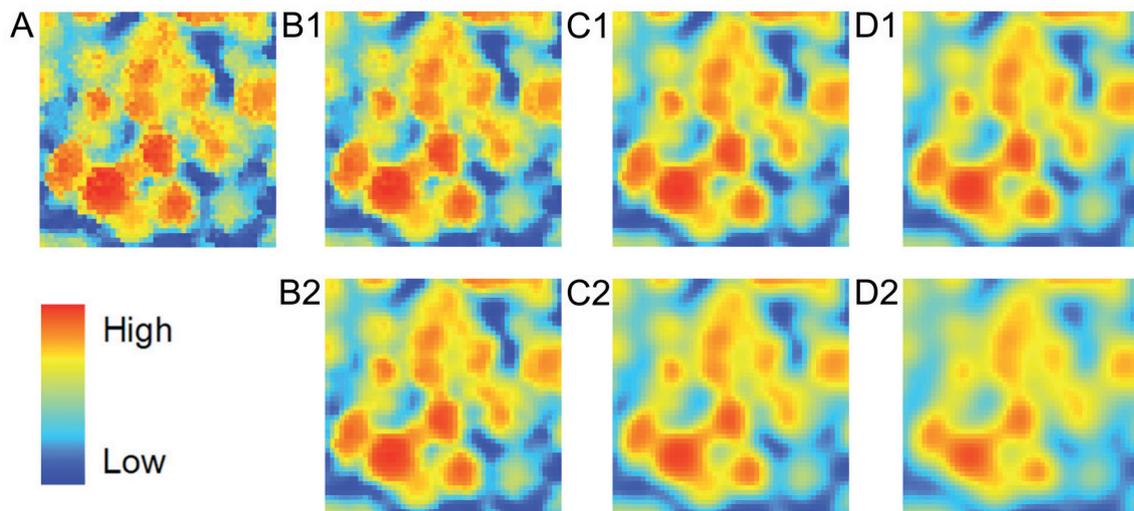


Рис. 3. Результаты обработки фильтром Гаусса.

A – исходная модель СНМ; B1 – размер скользящего окна 3×3 и 1 итерация; B2 – 3×3 и 3 итерации; C1 – 5×5, 1 итерация; C2 – 5×5, 3 итерации; D1 – 7×7, 1 итерация; D2 – 7×7, 3 итерации

Рассмотренные выше методы фильтрации обладают существенным недостатком – при увеличении скользящего окна или количества итераций обработки наряду с устранением шумов отмечается неконтролируемая потеря точности (см. рис. 1-3). Решение данной проблемы необходимо искать в способе фильтрации, который бы позволял контролировать степень сглаживания, например, с использованием порогового значения T . Принцип работы порогового фильтра состоит в сравнении обработанной поверхности с исходной; при этом значения из исходной поверхности возвращаются, если они превышают пороговое значение [21]. Применительно к модели растительности СНМ выбор порогового значения зависит от необходимой точности, масштаба или

детальности. Тогда отфильтрованная пороговая модель $СНМ_{FT}$ представлена множеством пикселей из отфильтрованной модели $СНМ_F$, исходной модели $СНМ_I + T$ и исходной модели $СНМ_I - T$ следующим образом:

$$\begin{aligned} СНМ_{FT} &= СНМ_F, \text{ если } -T \leq СНМ_F - СНМ_I \leq T, \\ СНМ_{FT} &= СНМ_I + T, \text{ если } СНМ_F - СНМ_I > T, \\ СНМ_{FT} &= СНМ_I - T, \text{ если } СНМ_F - СНМ_I < -T. \end{aligned}$$

При таком способе сглаживания в качестве основного метода фильтрации может быть использован любой из рассмотренных выше методов.

Нами использован фильтр Гаусса, поскольку, как показано далее, ошибки RMSE меньше, чем у других фильтров. Рис. 4 отражает результаты аналогичной обработки для порогового фильтра Гаусса.

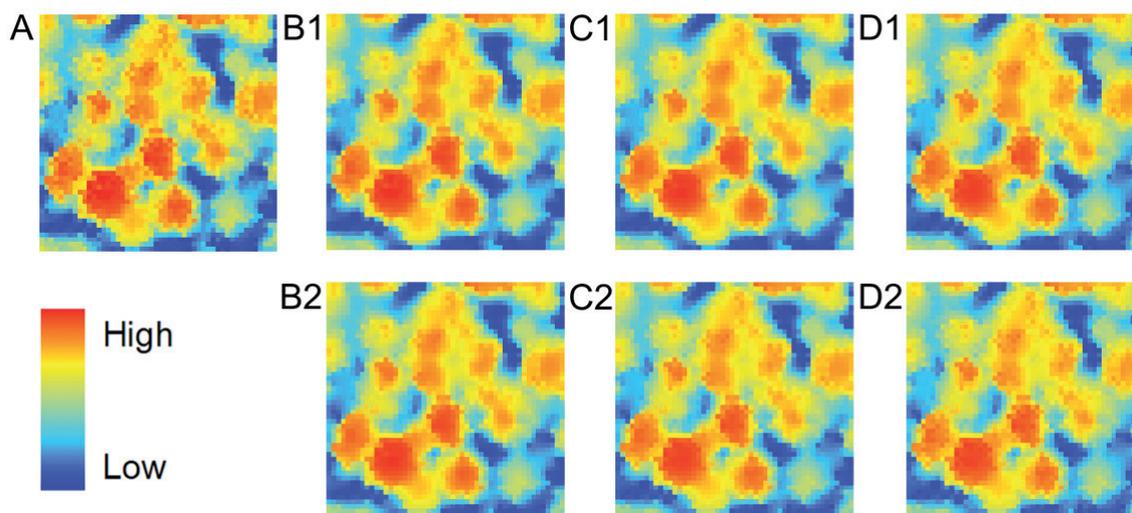


Рис. 4. Результаты обработки пороговым фильтром Гаусса.

A – исходная модель CHM; B1 – размер скользящего окна 3×3 и 1 итерация; B2 – 3×3 и 3 итерации; C1 – 5×5, 1 итерация; C2 – 5×5, 3 итерации; D1 – 7×7, 1 итерация; D2 – 7×7, 3 итерации

Значение порога T установлено 1 м. Заметно, что значения модели CHM сглаживаются в пределах порога, что позволяет контролировать потери точности. При таком методе фильтрации размер скользящего окна и количество итераций обработки не оказывают существенного влияния на результаты сглаживания. Таким образом, модуль разности между исходной моделью и сглаженной не превышает порогового значения.

Анализ точности

Анализ точности рассмотренных методов фильтрации предполагает сравнение результатов обработки с исходной моделью. В качестве критерия оценки проведен анализ ошибок RMSE [22] между всеми обработанными моделями и исходной моделью. В табл. 1 представлены результаты анализа.

Для всех фильтров при увеличении размера окна точность сглаженной модели снижается. При увеличении количества итераций для фильтра скользящего среднего, медианного фильтра и фильтра Гаусса – ошибки RMSE в среднем увеличиваются в 1,5 раза, а для порогового фильтра Гаусса – в 1,2 раза. Минимальные ошибки моделирования свойственны предлагаемому методу пороговой фильтрации. Разумеется, данные ошибки контролирует установленный порог фильтрации.

Заключение

Итак, сглаживание служит важной процедурой анализа и извлечения характеристик растительного покрова из цифровых моделей CHM. В данной работе показаны эффекты сглаживания различными методами фильтрации с переменными параметрами;

Таблица 1

Ошибки RMSE для моделей CHM, обработанных разными методами фильтрации

MW	RMSE _{MEAN} , м		RMSE _{MEDIAN} , м		RMSE _{GAUSSIAN} , м		RMSE _{GAUSSIAN^T} , м	
	IT1	IT3	IT1	IT3	IT1	IT3	IT1	IT3
3×3	1,90	2,58	1,62	1,91	0,78	1,54	0,53	0,70
5×5	2,74	3,88	2,41	3,39	1,62	2,47	0,71	0,81
7×7	3,56	4,90	3,19	4,47	2,22	3,34	0,81	0,88

MW – размер скользящего окна, RMSE_{MEAN} – фильтр скользящего среднего, RMSE_{MEDIAN} – медианный фильтр, RMSE_{GAUSSIAN} – фильтр Гаусса, RMSE_{GAUSSIAN^T} – пороговый фильтр Гаусса, IT1 – 1 итерация, IT3 – 3 итерации

предложен пороговый метод фильтрации в среде ГИС. Преимущество предлагаемого метода состоит в контроле потерь точности при обработке моделей СММ.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 14-05-31206 мол_а.

Ключевые слова: растительный покров, цифровая модель растительного покрова, воздушное лазерное сканирование, ГИС, фильтрация.

ЛИТЕРАТУРА

- Persson A., Holmgren J., Soderman U. Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. – 2002. – Vol. 68. – P. 925-932.
- 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. – Vol. 85. – P. 290-303.
- Maltamo M., Mustonen K., Hyypä 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*. – 2004. – Vol. 34. – P. 1791-1801.
- 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. – P. 500-511.
- Ronholm P., Hyypä J., Hyypä 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. – P. 524-528.
- Shan J., Toth C.K. Topographic laser ranging and scanning: principles and processing. – Boca Raton : CRC Press, Taylor & Francis Group, 2008. – 616 p.
- Danneels G., Havenith H.B., Caceres F., Outal S., Pirard E. Filtering of ASTER digital elevation models using mathematical morphology // *In Elevation Models for Geoscience*, Edited by C. Fleming, S.H. Marsh, J.R.A. Giles. – 2010. – Vol. 345. – P. 33-42.
- Stevenson J.A., Sun X., Mitchell N.C. Despeckling SRTM and other topographic data with a denoising algorithm // *Geomorphology*. – 2010. – Vol. 114. – P. 238-252.
- Mather P.M. Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction. – 3rd edition. – Chichester : John Wiley and Sons, 2004. – 324 p.
- Hyypä J., Kelle O., Lehikoinen M., Inkinen M. 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. – P. 969-975.
- Leckie D., Gougeon F., Hill D., Quinn R., Armstrong L., Shreenan R. Combined high-density lidar and multispectral imagery for individual tree crown analysis // *Canadian Journal of Remote Sensing*. – 2003. – Vol. 29. – P. 633-649.
- Rowell E., Seielstad C., Vierling L., Queen L., Sheperd W. Using laser altimetry-based segmentation to refine automated tree identification in managed forests of the Black Hills, South Dakota // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. – 2006. – Vol. 72. – P. 1379-1388.
- 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. – P. 1-13.
- Ризаев И.Г., Погорелов А.В. Метод фильтрации цифровых моделей растительного покрова на основе лазерного сканирования // *В мире научных открытий*. – 2014. – № 12.1. – С. 408-431.
- Li Z. Algorithmic foundation of multi-scale spatial representation. – Boca Raton : CRC Press, Taylor & Francis Group, 2007. – 282 p.
- Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing. – 2nd edition. – New Jersey : Prentice-Hall, 2002. – 793 p.
- Russ J.C. The Image Processing Handbook. – 6th edition. – Boca Raton : CRC Press, Taylor & Francis Group, 2011. – 838 p.
- Lindeberg T. Scale-space theory: a basic tool for analyzing structures at different scales // *Journal of Applied Statistics*. – 1994. – Vol. 21. – P. 225-270.
- Yu X., Hyypä 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. – P. 28-37.
- Nixon M.S., Aguado A.S. Feature Extraction & Image Processing for Computer Vision. – 3rd edition. – Oxford : Academic Press, 2012. – 609 p.
- Richards J.A., Jia X. Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction. – 4th edition. – Berlin Heidelberg : Springer-Verlag, 2006. – 439 p.
- Simard M., Pinto N., Fisher J.B., Baccini A. Mapping forest canopy height globally with spaceborne lidar // *Journal of Geophysical Research*. – 2011. – Vol. 116. – P. 1-12.