

## Интерполяционный алгоритм восстановления длинных временных рядов данных спутниковых наблюдений растительного покрова

Т. С. Миклашевич<sup>1</sup>, С. А. Барталев<sup>1,2</sup>, Д. Е. Плотников<sup>1</sup>

<sup>1</sup> *Институт космических исследований РАН, Москва, 117997, Россия  
E-mail: limires@d902.iki.rssi.ru*

<sup>2</sup> *Центр по проблемам экологии и продуктивности лесов РАН  
Москва, 117997, Россия*

С появлением возможности регулярных спутниковых наблюдений земной поверхности с высокой частотой возросла важность развития методов анализа временных рядов данных дистанционного зондирования. Анализ динамики отражательных характеристик земной поверхности часто используется для мониторинга сезонных изменений растительного покрова. При этом снежный покров, атмосферная дымка, облачность и тени от облаков часто препятствуют непрерывному наблюдению растительности. Предварительная обработка изображений позволяет фильтровать искажённые данные спутниковых наблюдений, возникшие вследствие неблагоприятных условий съёмки и аппаратных шумов. Однако это приводит к пропускам во временных рядах данных, не обеспечивая при этом полное исключение искажённых измерений. В статье приведён алгоритм восстановления длинных временных рядов спутниковых измерений спектрально-отражательных характеристик растительного покрова, отличающийся универсальностью по отношению к входным данным возможностью восстановления недоступной для непосредственного наблюдения информации. Использование длинных временных рядов позволяет осуществлять непрерывный мониторинг растительности как в период вегетации, так и в состоянии покоя на территориях с неустойчивым или непродолжительным снежным покровом, в том числе для оценки её многолетней динамики под влиянием различных факторов.

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование, временные ряды, спутниковые данные, вегетационные индексы, интерполяция, восстановление данных, MODIS

Одобрена к печати: 25.11.2019

DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-143-154

Данные спутниковых наблюдений в настоящее время являются основным источником информации для осуществления регионального и глобального мониторинга растительного покрова. Временные ряды измерений коэффициента спектральной яркости (КСЯ), вычисляемых на их основе вегетационных индексов (ВИ), значений других спектрально-отражательных и биофизических характеристик растительного покрова позволяют проводить его классификацию, оценивать сезонную динамику и изменения под воздействием различных природных и антропогенных факторов (Барталев и др., 2016).

Для решения этих задач важно иметь максимально полный временной ряд достоверных данных наблюдений растительного покрова, в качестве которых часто используют измерения его отражательных характеристик в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах длин волн. Проявляющиеся во временных рядах спектрально-отражательных характеристик эффекты мешающего влияния облаков и теней от них, снежного покрова, атмосферной дымки, аппаратных шумов и некоторых других факторов искажают данные о земной поверхности и требуют предварительной фильтрации. При этом неизбежно появляются пропуски во временных рядах данных, и, с некоторой вероятностью, могут сохраняться искажённые измерения, нуждающиеся в дополнительной коррекции.

Существует множество подходов, направленных на заполнение пропусков (Ding et al., 2017), фильтрацию выбросов (Roerink et al., 2000; Viovy et al., 1992) и сглаживание временных рядов данных дистанционного зондирования (Roerink et al., 2000). Восстановление

пропущенных данных может происходить за счёт использования измерений в ближайшие даты (Gerber et al., 2016), окрестных пикселей (Плотников и др., 2018; Ding et al., 2017; Gao et al., 2006; Wu et al., 2016), другого типа данных (Gao et al., 2006; Moreno-Martinez et al., 2018), путём фенологического анализа (Vergier et al., 2013) или интерполяционного моделирования (Zhu et al., 2018). Для сглаживания временных рядов данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) могут использоваться скользящие оконные фильтры (асимметричный гауссов фильтр, логистический фильтр и др.), метод Савицкого – Голя (Savitzky, Golay, 1964), фурье-анализ (Olsson, Eklundh, 1994), гармонический анализ HANTS (Roerink et al., 2000) и другие подходы (Zhou et al., 2016). При использовании большинства перечисленных методов результат интерполяции зависит от выбора параметров и задаваемых пороговых значений, а для сглаживания временных рядов данных последние должны быть свободны от пропусков.

В Институте космических исследований Российской академии наук (ИКИ РАН) разработан и широко апробирован алгоритм заполнения пропусков, фильтрации выбросов и сглаживания временных рядов данных ДЗЗ (Плотников и др., 2014), включающий интерполяцию и экстраполяцию наблюдаемых величин путём полиномиальной аппроксимации в скользящем окне переменного размера LOESS (от *англ.* LOcal regrESSions) (Cleveland, 1979). К отличиям метода можно отнести получение нескольких интерполяционных значений на каждый момент времени, позволяющих принимать решение о степени искажения измеренных и восстановленных величин временного ряда. Скользящее вдоль оси времени окно динамически меняющейся длины позволяет сохранять локальные экстремумы во временных рядах данных спутниковых наблюдений.

К числу ограничений алгоритмов сглаживания временных рядов данных спутниковых наблюдений относится необходимость поиска специальных решений для обработки краевых значений. В частности, при рассмотрении временных рядов данных наблюдений растительного покрова в течение вегетационного сезона плотность данных на концах временного ряда часто заметно снижается при одновременном повышении уровня шумов и частоты выбросов. Для решения этой проблемы часто привлекают дополнительные данные, используют методы пространственно-временного анализа (Ding et al., 2017; Gerber et al., 2016; Zhu et al., 2018). В качестве вспомогательных данных могут использоваться результаты классификации типов подстилающей поверхности (Zhu et al., 2018), информация о качестве измерений (Ding et al., 2017), усреднённые многолетние эталоны динамики спектрально-отражательных характеристик земного покрова (Vergier et al., 2013). При этом часто пропуски данных спутниковых наблюдений обусловлены маскирующим влиянием сплошной облачности, что не позволяет привлекать для анализа пиксели ближайшей окрестности и не обеспечивает гарантированное заполнение отсутствующих измерений.

Описываемый в настоящей работе метод ориентирован на использование многолетних временных рядов данных спутниковых наблюдений и позволяет существенно улучшить качество их восстановления в позднесенний, зимний и ранневесенний периоды в условиях неустойчивого снежного покрова, не требуя вспомогательной информации.

Метод предполагает введение критерия допустимой дальности прогноза и наступления климатической зимы на основе анализа плотности данных спутниковых наблюдений земной поверхности во временном ряду. Указанный критерий позволяет разбивать длинные временные ряды на интервалы сезонных циклов без учёта их календарных границ и временных границ отдельных лет.

Методы обработки временных рядов данных ДЗЗ часто применимы к конкретным вегетационным индексам (Ding et al., 2017; Vergier et al., 2013; Zhou et al., 2016) с учётом их специфики и не всегда могут быть распространены на другие спектрально-отражательные характеристики земного покрова. Одной из целей разработанного метода является обеспечение возможности обработки с его помощью данных дистанционных измерений различных характеристик земного покрова без предварительного задания пороговых условий фильтрации.

Описанный в настоящей работе алгоритм интерполяционной обработки характеризует­ся высоким уровнем универсальности и апробирован на временных рядах данных спектро­радиометра MODIS.

### Алгоритм восстановления временных рядов данных

Алгоритм восстановления включает в себя детектирование и фильтрацию выбросных значений, заполнение пропусков и сглаживание временных рядов данных ДЗЗ.

Представленный на *рис. 1* пример реконструкции двухлетнего временного ряда значений NDVI (Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс) растительного покрова демонстрирует возможность полного его восстановления в зимний период в условиях неустойчивого снежного покрова.



Рис. 1. Пример восстановления двухлетнего временного ряда значений NDVI растительного покрова

Восстановление и коррекция временных рядов данных ДЗЗ производится на основе анализа изменения с течением времени значений измеряемой характеристики в точке с фиксированными пространственными координатами. В скользящем временном окне динамического размера длиной  $p$  значащих точек производится интерполяция величины  $x$  полиномом второй степени  $y = ax^2 + bx + c$ , где  $a, b, c$  — значения коэффициентов, определяемые методом наименьших квадратов.

Результаты интерполяции записываются в интерполяционную матрицу  $IM$ . Каждому построенному полиному соответствует строка матрицы, содержащая аппроксимированные значения внутри окна, включая как значащие точки, так и пропуски. Номер столбца матрицы совпадает с порядковым номером наблюдения во временном ряду.

$$IM = \begin{pmatrix} a_1^{11} & a_2^{21} & b_3^1 & a_4^{31} & a_5^{41} & a_6^{51} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & a_2^{12} & b_3^2 & a_4^{22} & a_5^{32} & a_6^{42} & a_7^{52} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & a_4^{13} & a_5^{23} & a_6^{33} & a_7^{43} & b_8^3 & a_9^{53} & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & a_5^{14} & a_6^{24} & a_7^{34} & b_8^4 & a_9^{44} & a_{10}^{54} & 0 & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_6^{15} & a_7^{25} & b_8^5 & a_9^{35} & a_{10}^{45} & a_{11}^{55} & 0 & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & a_7^{16} & b_8^6 & a_9^{26} & a_{10}^{36} & a_{11}^{46} & a_{12}^{56} & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix}$$

В интерполяционной матрице  $IM$  элементы  $a_T^{ij}$  соответствуют полученным оценкам в значащих точках, а элементы  $b_T^i$  — пропущенным данным.  $T$  — порядковый номер наблюдения во временном ряду;  $i$  — положение значащей точки в окне интерполяции;  $j$  — шаг окна интерполяции (совпадает с номером строки), а величина окна выбрана  $p = 5$ .

Как видно из матрицы  $IM$ , размер скользящего окна, включающего в себя  $p$  значащих точек  $a$ , зависит от числа пропусков  $b$  внутри окна на каждом шаге. Шаг интерполяции составляет одну значащую точку в числовом ряду. Таким образом, число полиномов, рассчитываемых для временного ряда, составляет  $(N - p + 1)$ , где  $N$  — число ненулевых точек во временном ряду данных.

В каждом столбце матрицы содержится набор аппроксимаций, полученных различными полиномами, на определённую дату. Для значащих точек число оценок не превышает  $p$ , для пропусков —  $(p - 1)$ . Эти величины используются для заполнения пропусков путём усреднения оценок, а также для анализа имеющихся измерений.

Обработка краевых эффектов, вызванных уменьшением числа оценок с приближением к концам временного ряда данных, включает экстраполяцию значений аппроксимирующих полиномов за пределы скользящего окна и дополнительную проверку краевых значений после всех этапов интерполяции.

Рисунок 2 иллюстрирует полный набор интерполяционных полиномов для временного ряда данных наблюдений за один календарный год.

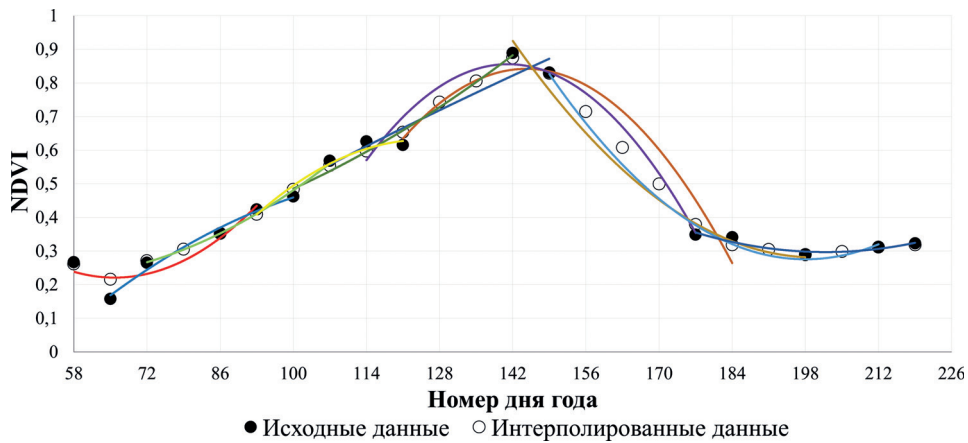


Рис. 2. Набор интерполяционных полиномов (цветные линии), построенных для реконструкции временного ряда значений NDVI за один календарный год

Реконструкция ряда данных может осуществляться итерационно в несколько проходов. На первом проходе после расчёта матрицы  $IM$  происходит анализ значащих точек, вычисляется среднее и стандартное отклонение значений аппроксимаций, полученных при различных положениях скользящего временного окна. На основе полученных величин измеренное значение может быть отнесено к разряду выбросных, искажённых или достоверных. Выбросные значения исключаются из рассмотрения, и на следующей итерации интерполяционная матрица рассчитывается без них. На последнем проходе искажённые наблюдения и пропуски заменяются средними значениями полученных интерполяционных оценок на основе матрицы  $IM$ . Для получения гладкого временного ряда, как правило, достаточно двух проходов, на первом из которых устраняются выбросы, на втором осуществляется сглаживание и заполнение пропусков.

При обработке многолетнего временного ряда данных происходит автоматическое его сегментирование на локально объединённые группы разновременных наблюдений. При наличии устойчивого снежного покрова набор исходных данных интерполируется по частям. В противном случае происходит непрерывная интерполяция с восстановлением всех пропущенных данных.

Критерий разделения временного ряда на отдельные сегменты основан на анализе временной плотности данных (количества измерений в единицу времени) и используется для определения допустимой дальности аппроксимации его значений. На рис. 3 (см. с. 147) представлена логическая схема алгоритма восстановления временных рядов данных.

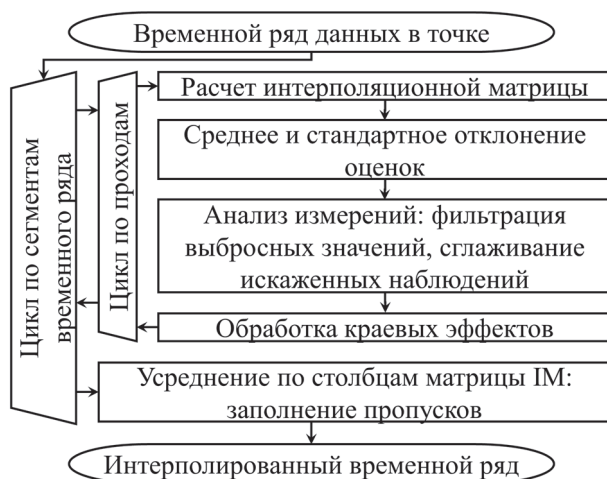


Рис. 3. Логическая схема алгоритма восстановления временных рядов данных



Рис. 4. Логическая схема расчёта функции плотности временного ряда данных

### Дальность аппроксимации временных рядов данных

Методом предусмотрен механизм анализа плотности данных временного ряда, позволяющий определять допустимую удалённость во времени используемых для его аппроксимации измерений при длительном отсутствии реальных наблюдений. Указанный механизм необходим для корректной экстраполяции данных поздней осенью в конце временного ряда спутниковых наблюдений, определения периода устойчивого снежного покрова в зимнее время и оценки критерия допустимости использования данных предшествующей осени/зимы для восстановления весенней динамики спектрально-отражательных характеристик растительного покрова. Принцип определения допустимой дальности используемых для аппроксимации значений временного ряда данных исходит из минимальных требований интерполяционного алгоритма для достоверного восстановления пропусков.

На рис. 4 приведена логическая схема оценки плотности временного ряда наблюдений в окрестности каждого элемента ряда.

Минимальное число значений, необходимых для получения одного достоверного наблюдения описанным выше интерполяционным методом, составляет  $N = 2(p - 1) + 1$ . При этом минимальный промежуток во временном ряду  $L$ , содержащий  $N$  значащих измерений, соответствует периоду получения максимального объёма информации о динамике исследуемой характеристики объекта. Как правило, временной отрезок  $L$  соответствует наиболее безоблачным условиям наблюдений в течение вегетационного сезона, где заполнение пропусков и коррекция искажённых данных происходит на основе ближайших наблюдений, достоверно отображая динамику развития растительности. На таких отрезках временного ряда достигается максимальная плотность данных, определяемая как  $P_{\max} = N/L$ .

Значение  $P_{\max}$  рассчитывается независимо для каждого временного ряда. На южных территориях пропусков в летний период мало и часто  $P_{\max} = 1$ , при этом фактическая длина  $L$  минимальна и равна  $N$ . По мере движения на север значение  $P_{\max}$  падает, а длина  $L$ , как окна, содержащего  $N$  значащих точек, неограниченно растёт. Баланс, с одной стороны, поддерживается естественным увеличением периода устойчивого снежного покрова на севере и, с другой стороны, расширением окна  $L$  на юге.

Для определения реальных границ области достоверного восстановления данных при  $P_{\max} = 1$  значение параметра  $N$  увеличивается до тех пор, пока плотность остаётся максимальной.

Так удаётся получить отрезок временного ряда, на котором качество восстановления и коррекции данных гарантированно высоко.

Исходя из определения максимальной плотности данных во временном ряду строится функция плотности данных. Для каждой точки временного ряда рассчитывается плотность данных  $P_{\max} = N/L$ . Значение  $P$  присваивается центральной точке в окне  $L$ . Пример графика функции плотности данных представлен на рис. 5.

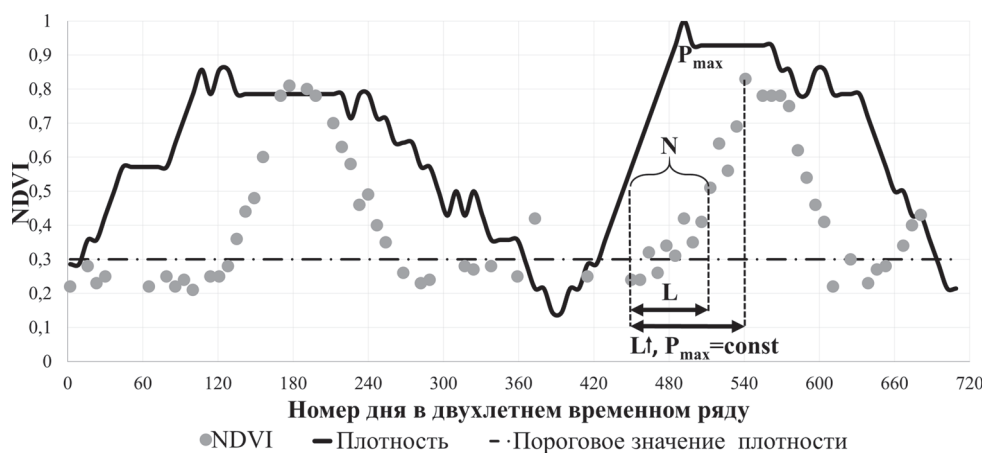


Рис. 5. Пример графика функции плотности данных временного ряда NDVI

Набор исходных данных на рис. 5 представляет собой двухлетний временной ряд значений NDVI. Максимальная плотность данных достигается на временном интервале, отмеченном стрелками. Так как максимальная плотность равна единице, окно  $L$  расширяется до появления первого пропуска, что отмечено продлением стрелки вправо. В условиях России динамика функции плотности временного ряда данных спутниковых наблюдений, как правило, характеризуется ростом в летний период и падением зимой.

Пунктирная линия на рис. 5 даёт предварительную оценку границ сегментов временного ряда как точек падения плотности ниже некоторого установленного порога. Рекомендованная по результатам проведённых экспериментов величина порога плотности временного ряда составляет 15–30 % от максимального её значения. После определения предварительных границ сегментов временного ряда проводится проверка на случайное дробление вегетационных сезонов и включение значащих точек, не вошедших в окна высокой плотности.

В области падения функции плотности данных могут попадать значащие точки. При анализе длинных временных рядов часто для оценки качества наблюдений используется информация о статистическом распределении значений в каждом отдельном временном ряду (Ding et al., 2017). Исходя из характерного разброса значений для наблюдаемого объекта данные «зимнего» периода присоединяются к ближайшему сегменту высокой плотности, если значение исследуемой характеристики лежит в пределах двух стандартных отклонений от среднего по временному ряду. В остальных случаях «зимние» точки считаются выбросными. Происходит окончательное определение границ независимых вегетационных циклов (сегментов длинного временного ряда), разделённых устойчивой климатической зимой. Для каждого сегмента рассчитывается своя интерполяционная матрица  $IM$ , обрабатываются краевые эффекты, происходит сглаживание и заполнение пропусков данных.

## Результаты и выводы

Апробация интерполяционного алгоритма восстановления длинных временных рядов данных спутниковых наблюдений проведена на южных и северных территориях европейской части России.

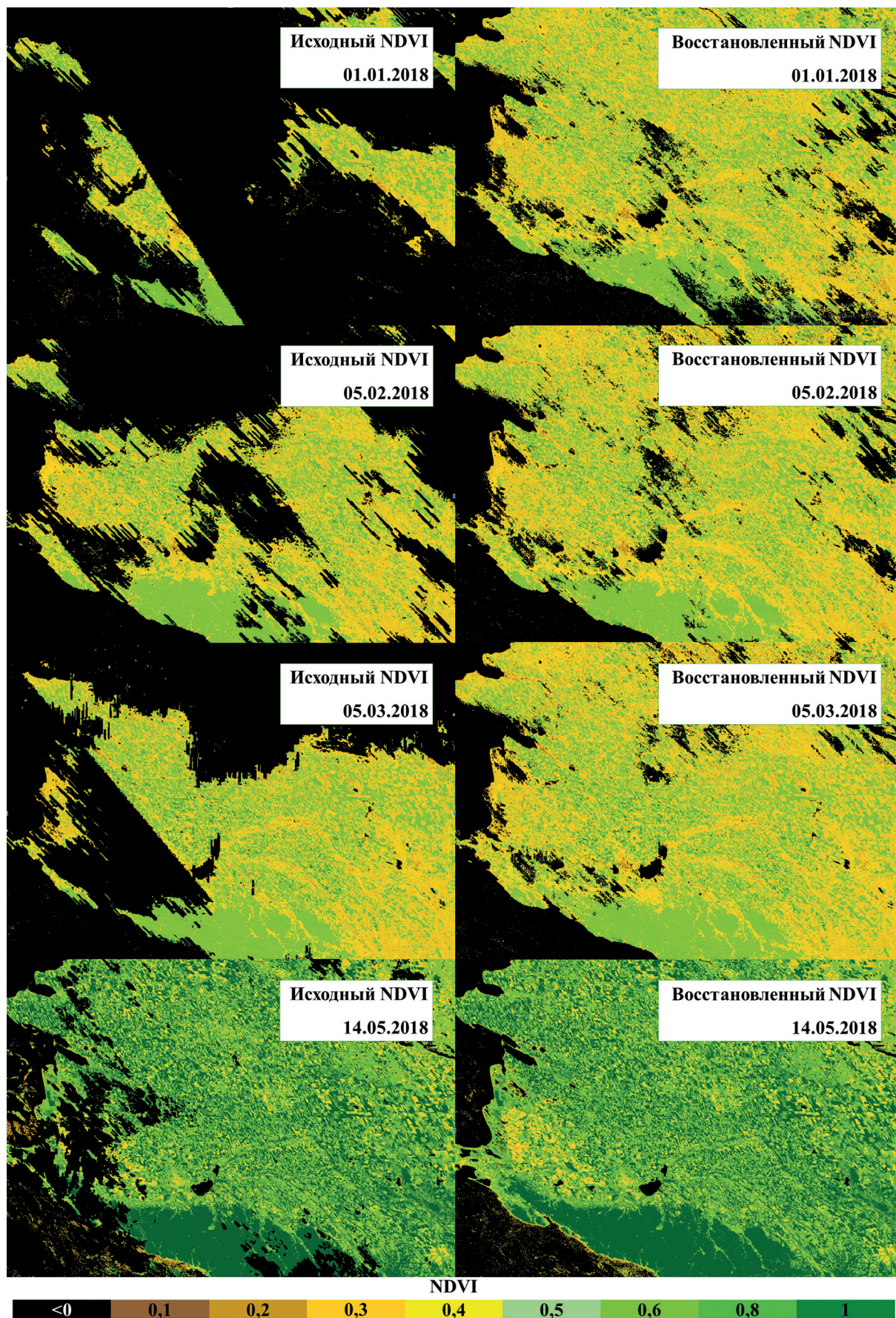


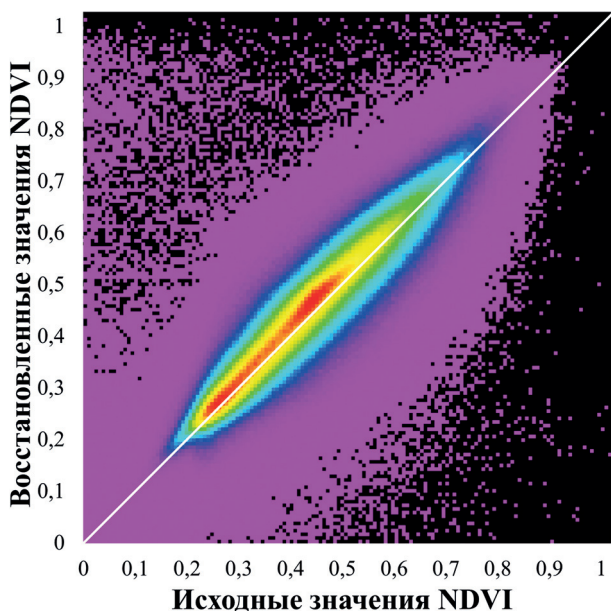
Рис. 6. Примеры восстановления временных рядов изображений NDVI в зимне-весенний период в условиях неустойчивого снежного покрова

В качестве исходных данных использованы предварительно скорректированные за влияние атмосферы данные спектрорадиометра MODIS с получением очищенных от влияния мешающих факторов композитных изображений различного временного разрешения (Барталев и др., 2016). Реконструкция временных рядов данных проводилась для значений коэффициента спектральной яркости (КСЯ), измеренных в красном (RED) и ближнем инфракрасном (NIR) каналах с пространственным разрешением 250 м, а также построенных на их основе вегетационных индексов NDVI и PVI (Perpendicular Vegetation Index — перпендикулярный вегетационный индекс) (Bannari et al., 1995) и биофизических характеристик растительного покрова LAI (Leaf Area Index — индекс листовой поверхности) и FPAR (Fraction of Photosynthetically Active Radiation — фракция фотосинтетически активного излучения) (Sellers et al., 1997).

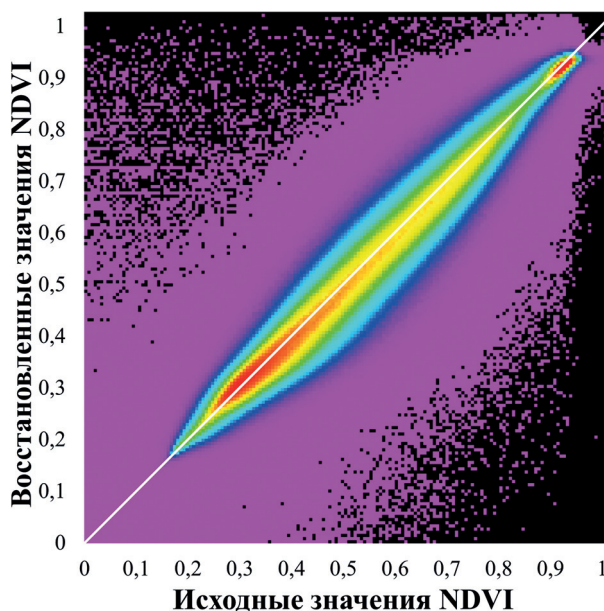
Предложенный в работе алгоритм реализован на языке C++ в виде программного модуля для приложения Sputnik (Егоров и др., 2004). Программная реализация позволяет расширять список доступных для обработки характеристик земного покрова, представленных в виде временных рядов данных спутниковых наблюдений.

На *рис. 6* (см. с. 149) приведены результаты восстановления значений NDVI в условиях неустойчивого снежного покрова на территориях Краснодарского и Ставропольского краёв в период с января до мая 2018 г. Слева представлены недельные композитные изображения, предварительно очищенные от влияния снежного и облачного покрова. Они показывают наличие значительных пропусков в начале года, доля которых снижается по мере приближения весны, составляя в среднем 74,9 % от общей площади земного покрова. В результате интерполяции предложенным методом доля пропусков в интервале с середины января до конца марта сокращается в 3,1 раза, а с мая заполненность изображений информативными измерениями приближается к 100 %.

Для оценки точности предложенного метода были проведены эксперименты, включающие формирование искусственных пробелов во временной серии данных MODIS путём изъятия из неё изображений. С использованием оставшихся данных было проведено восстановление изъятых изображений с помощью описанного выше интерполяционного алгоритма с последующим сравнением восстановленных и исходных данных.



*Рис. 7.* Диаграмма рассеяния исходных и восстановленных значений NDVI для 05.03.2018



*Рис. 8.* Диаграмма рассеяния исходных и восстановленных значений NDVI для 18.06.2018



На *рис. 7* и *8* (см. с. 150) приведены диаграммы рассеяния для исходных и восстановленных изображений, полученных по данным съёмки 05.03.2018 и 18.06.2018 на территории площадью 1,2 млн км<sup>2</sup>, охватывающей юг европейской части России. Для сравнения выбраны даты в летний период, когда восстановление наблюдений имеет высокую точность (см. *рис. 8*) в силу характерной плотности данных, и ранней весной (см. *рис. 7*), когда объём информативных измерений составляет 13,5 % от общей площади земного покрова. В обеих ситуациях диаграммы рассеяния показывают близость центра распределения к линии 1:1. Величина отклонения значений восстановленного NDVI от исходного продемонстрировала распределение близкое к нормальному, а среднее значение отклонения в приведённых примерах составило 0,5 и 0,08 %. При восстановлении пропущенного изображения происходит автоматическая коррекция искажённых и выбросных значений, содержащихся в исходных данных, что также влияет на ширину распределения на приведённых рисунках.

Анализ функции плотности данных наблюдений во временном ряду позволяет автоматически ограничивать дальность экстраполяции. Пороговое значение, применяемое на этапе предварительного определения границ независимых сегментов временного ряда, в рамках рекомендуемого диапазона не влияет на определение окончательных границ вегетационных сезонов. Описанный метод является адаптивным, результат интерполяции в малой степени зависит от выбора исходных параметров, демонстрируя стабильность. Приведённый в работе алгоритм восстановления временных рядов спутниковых наблюдений обладает универсальностью относительно набора входных данных, что делает его применимым для широкого диапазона спектрально-отражательных характеристик подстилающей поверхности, а также данных ДЗЗ другого пространственного и временного разрешения.

Исследования выполнены за счёт гранта Российского научного фонда (проект № 19-77-30015) с использованием инфраструктуры Центра коллективного пользования «ИКИ-Мониторинг» (Лупян и др., 2015).

## Литература

1. *Барталев С. А., Егоров В. А., Жарко В. О., Лупян Е. А., Плотников Д. Е., Хвостиков С. А., Шабанов Н. В.* Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН, 2016. 208 с.
2. *Егоров В. А., Ильин В. О., Лупян Е. А., Мазуров А. А., Прошин А. А., Флитман Е. В.* Возможности построения автоматизированных систем обработки спутниковых данных на основе программного комплекса XV\_SAT // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2004. Вып. 1. С. 431–436.
3. *Лупян Е. А., Прошин А. А., Бурцев М. А., Балашов И. В., Барталев С. А., Ефремов В. Ю., Кашицкий А. В., Мазуров А. А., Матвеев А. М., Суднева О. А., Сычугов И. Г., Толпин В. А., Уваров И. А.* Центр коллективного пользования системами архивации, обработки и анализа спутниковых данных ИКИ РАН для решения задач изучения и мониторинга окружающей среды // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2015. Т. 12. № 5. С. 263–284.
4. *Плотников Д. Е., Миклашевич Т. С., Барталев С. А.* Восстановление временных рядов данных дистанционных измерений методом полиномиальной аппроксимации в скользящем окне переменного размера // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2014. Т. 11. № 2. С. 103–110.
5. *Плотников Д. Е., Колбудаев П. А., Барталев С. А., Лупян Е. А.* Автоматическое распознавание используемых пахотных земель на основе сезонных временных серий восстановленных изображений Landsat // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 2. С. 112–127.
6. *Bannari A., Morin D., Bonn F., Huete A. R.* A review of vegetation indices // Remote Sensing Reviews. 1995. V. 13. Iss. 1. P. 95–120.
7. *Cleveland W. S.* Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots // J. American Statistical Association. 1979. V. 74. No. 368. P. 829–836.
8. *Ding C., Liu X., Huang F.* Temporal Interpolation of Satellite-Derived Leaf Area Index Time Series by Introducing Spatial-Temporal Constraints for Heterogeneous Grasslands // Remote Sensing. 2017. V. 9(9). 968. URL: <https://doi.org/10.3390/rs9090968>.

9. Gao F., Masek J., Schwaller M., Hall F. On the Blending of the Landsat and MODIS Surface Reflectance: Predicting Daily Landsat Surface Reflectance // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 2006. V. 44. No. 8. P. 2207–2218.
10. Gerber F., Furrer R., Schaepman-Strub G., de Jong R., Schaepman M. E. Predicting missing values in spatio-temporal satellite data: e-prints. 2016. 35 p. arXiv:1605.01038.
11. Moreno-Martinez A., Maneta M., Camps-Valls G., Martino L., Robinson N. P., Allred B. W., Running S. W. Interpolation and Gap Filling of Landsat Reflectance Time Series // IGARSS 2018 — 2018 IEEE Intern. Geoscience and Remote Sensing Symp. Valencia. 2018. P. 349–352.
12. Olsson L., Eklundh L. Fourier-series for analysis of temporal sequences of satellite sensor imagery // Intern. J. Remote Sensing. 1994. V. 15. Iss. 18. P. 3735–3741.
13. Roerink G. J., Menenti M., Verhoef W. Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time series // Intern. J. Remote Sensing. 2000. V. 21. No. 29. P. 1911–1917.
14. Savitzky A., Golay M. J. E. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures // Analytical Chemistry. 1964. V. 36. Iss. 8. P. 1627–1639.
15. Sellers P. J., Dickinson R. E., Randall D. A., Betts A. K., Hall F. G., Berry J. A., Collatz G. J., Denning A. S., Mooney H. A., Nobre C. A., Sato N., Field C. B., Henderson-Sellers A. Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere // Science. 1997. V. 275. No. 5299. P. 502–509.
16. Verger A., Baret F., Weiss M., Kandasamy S., Vermote E. The CACAO method for smoothing, gap filling, and characterizing seasonal anomalies in satellite time series // IEEE Trans. Geoscience Remote Sensing. 2013. V. 51. No. 4. P. 1963–1972.
17. Viovy N., Arino O., Belward A. S. The best index slope extraction (BISE) — A method for reducing noise in NDVI time-series // Intern. J. Remote Sensing. 1992. V. 13. No. 8. P. 1585–1590.
18. Wu M., Wu C., Huang W., Niu Z., Wang C., Li W., Hao P. An improved high spatial and temporal data fusion approach for combining Landsat and MODIS data to generate daily synthetic Landsat imagery // Information Fusion. 2016. No. 31. P. 14–25.
19. Zhou J., Jia L., Menenti M., Gorte B. On the performance of remote sensing time series reconstruction methods — A spatial comparison // Remote Sensing of Environment. 2016. V. 187. P. 367–384.
20. Zhu X., Helmer E. H., Chen J., Liu D. An Automatic System for Reconstructing High-Quality Seasonal Landsat Time-Series // Remote Sensing: Time Series Image Processing. Taylor and Francis Series in Imaging Science. Boca Raton, CRC Press, 2018. 263 p.

## Interpolation algorithm for the recovery of long satellite data time series of vegetation cover observation

T. S. Miklashevich<sup>1</sup>, S. A. Bartalev<sup>1,2</sup>, D. E. Plotnikov<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Space Research Institute RAS, Moscow 117997, Russia  
E-mail: limires@d902.iki.rssi.ru

<sup>2</sup> Center for Forest Ecology and Productivity RAS, Moscow 117997, Russia

The importance of remote sensing methods based on time series analysis has increased in connection with the advent of the possibility of Earth surface regular satellite observation at high frequency. Analysis of Earth reflective characteristics dynamics is often used for land cover seasonal changes monitoring. Snow cover, atmospheric haze, clouds and shadows from clouds often impede continuous observation of vegetation. Image preprocessing allows filtering satellite observation data distorted due to adverse shooting conditions and hardware noise. This leads to time series gaps without, however, complete exclusion of distorted measurements. The paper presents an algorithm for recovery of long satellite data time series of vegetation cover observation, which is universal, with regard to the input data, in providing the possibility of restoring the information inaccessible for direct observation. Long time series allow continuous monitoring of the vegetation cover, both during vegetation and at rest in areas with unstable or short snow cover, including assessment of its long-term dynamics under the influence of various factors.

**Keywords:** remote sensing, time series, satellite data, vegetation indices, interpolation, data recovery, MODIS

Accepted: 25.11.2019

DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-143-154

## References

1. Bartalev S.A., Egorov V.A., Zharko V.O., Loupian E.A., Plotnikov D.E., Khvostikov S.A., Shabanov N.V., *Sputnikovoe kartografirovaniye rastitel'nogo pokrova Rossii* (Land cover mapping over Russia using Earth observation data), Moscow: IKI RAN, 2016, 208 p.
2. Egorov V.A., Il'in V.O., Loupian E.A., Mazurov A.A., Proshin A.A., Flitman E.V., *Vozможности postroeniya avtomatizirovannykh sistem obrabotki sputnikovykh dannykh na osnove programmnoy kompleksa XV\_SAT* (The possibility of building automated systems for satellite data processing on the basis of software XV\_SAT), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2004, Issue 1, pp. 431–436.
3. Loupian E.A., Proshin A.A., Burtsev M.A., Balashov I.V., Bartalev S.A., Efremov V.Yu., Kashnitskii A.V., Mazurov A.A., Matveev A.M., Sudneva O.A., Sychugov I.G., Tolpin V.A., Uvarov I.A., Tsentr kolektivnogo pol'zovaniya sistemami arkhivatsii, obrabotki i analiza sputnikovykh dannykh IKI RAN dlya resheniya zadach izucheniya i monitoringa okruzhayushchei sredy (IKI center for collective use of satellite data archiving, processing and analysis systems aimed at solving the problems of environmental study and monitoring), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2015, Vol. 12, No. 5, pp. 263–284.
4. Plotnikov D.E., Miklashevich T.S., Bartalev S.A., *Vosstanovleniye vremennykh ryadov dannykh distantsionnykh izmerenii metodom polinomial'noi approksimatsii v skol'zyashchem okne peremennogo razmera* (Using local polynomial approximation within moving window for remote sensing data time-series smoothing and data gaps recovery), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2014, Vol. 11, No. 2, pp. 103–110.
5. Plotnikov D.E., Kolbudaev P.A., Bartalev S.A., Loupian E.A., *Avtomaticheskoye raspoznavaniye ispol'zue-mykh pakhotnykh zemel' na osnove sezonnykh vremennykh seriy vosstanovlennykh izobrazhenii Landsat* (Automated annual cropland mapping from reconstructed time series of Landsat data), *Sovremennyye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 2, pp. 112–127.
6. Bannari A., Morin D., Bonn F., Huete A.R., A review of vegetation indices, *Remote Sensing Reviews*, 1995, Vol. 13, Issue 1, pp. 95–120.
7. Cleveland W.S., Robust Locally Weighted Regression and Smoothing Scatterplots, *J. American Statistical Association*, 1979, Vol. 74, No. 368, pp. 829–836.
8. Ding C., Liu X., Huang F., Temporal Interpolation of Satellite-Derived Leaf Area Index Time Series by Introducing Spatial-Temporal Constraints for Heterogeneous Grasslands, *Remote Sensing*, 2017, Vol. 9(9), 968, available at: <https://doi.org/10.3390/rs9090968>.
9. Gao F., Masek J., Schwaller M., Hall F., On the Blending of the Landsat and MODIS Surface Reflectance: Predicting Daily Landsat Surface Reflectance, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2006, Vol. 44, No. 8, pp. 2207–2218.
10. Gerber F., Furrer R., Schaepman-Strub G., de Jong R., Schaepman M.E., *Predicting missing values in spatio-temporal satellite data*, e-prints, 2016, 35 p., arXiv:1605.01038.
11. Moreno-Martinez A., Maneta M., Camps-Valls G., Martino L., Robinson N.P., Allred B.W., Running S.W., Interpolation and Gap Filling of Landsat Reflectance Time Series, *IGARSS 2018 — 2018 IEEE Intern. Geoscience and Remote Sensing Symp., Proc.*, Valencia, 2018, pp. 349–352.
12. Olsson L., Eklundh L., Fourier-series for analysis of temporal sequences of satellite sensor imagery, *Intern. J. Remote Sensing*, 1994, Vol. 15, Issue 18, pp. 3735–3741.
13. Roerink G.J., Menenti M., Verhoef W., Reconstructing cloudfree NDVI composites using Fourier analysis of time series, *Intern. J. Remote Sensing*, 2000, Vol. 21, No. 29, pp. 1911–1917.
14. Savitzky A., Golay M.J.E., Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures, *Analytical Chemistry*, 1964, Vol. 36, Issue 8, pp. 1627–1639.
15. Sellers P.J., Dickinson R.E., Randall D.A., Betts A.K., Hall F.G., Berry J.A., Collatz G.J., Denning A.S., Mooney H.A., Nobre C.A., Sato N., Field C.B., Henderson-Sellers A., Modeling the exchanges of energy, water, and carbon between continents and the atmosphere, *Science*, 1997, Vol. 275, No. 5299, pp. 502–509.
16. Verger A., Baret F., Weiss M., Kandasamy S., Vermote E., The CACAO method for smoothing, gap filling, and characterizing seasonal anomalies in satellite time series, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2013, Vol. 51, No. 4, pp. 1963–1972.

17. Viovy N., Arino O., Belward A. S., The best index slope extraction (BISE) — A method for reducing noise in NDVI time-series, *Intern. J. Remote Sensing*, 1992, Vol. 13, No. 8, pp. 1585–1590.
18. Wu M., Wu C., Huang W., Niu Z., Wang C., Li W., Hao P., An improved high spatial and temporal data fusion approach for combining Landsat and MODIS data to generate daily synthetic Landsat imagery, *Information Fusion*, 2016, No. 31, pp. 14–25.
19. Zhou J., Jia L., Menenti M., Gorte B., On the performance of remote sensing time series reconstruction methods — A spatial comparison, *Remote Sensing of Environment*, 2016, Vol. 187, pp. 367–384.
20. Zhu X., Helmer E. H., Chen J., Liu D., An Automatic System for Reconstructing High-Quality Seasonal Landsat Time-Series, *Remote Sensing: Time Series Image Processing. Taylor and Francis Series in Imaging Science*, Boca Raton, CRC Press, 2018, 263 p.