

Получение временных рядов LAI сельскохозяйственных культур для прогнозирования урожайности

Е. В. Федотова^{1,2}, Ю. А. Маглинец¹, Р. В. Брежнев¹, А. Г. Вырвинский¹

¹ Сибирский федеральный университет, Красноярск, 660074, Россия

² Институт леса им. В. Н. Сукачева СО РАН Красноярского
научного центра СО РАН, Красноярск, 660036, Россия
E-mail: elfed@ksc.krasn.ru

Оценка биопродуктивности растительности и прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур эффективно проводятся с использованием имитационных моделей роста растений. Для расчёта величины надземной биомассы в этих моделях применяется индекс листовой поверхности LAI. В сервисе агромониторинга Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета разрабатывается компонент прогнозирования урожайности с использованием имеющихся в базе данных системы карт полей с указанием культур и данных дистанционного зондирования Земли в свободном доступе. В настоящей работе предлагается подход к решению задачи получения временного ряда LAI в течение вегетационного периода для сельскохозяйственных объектов. Используются данные среднего разрешения Landsat-8 OLI и Sentinel-2. Эти данные имеют ограничения по временному разрешению. Использование ежедневных данных MODIS невозможно из-за их низкого пространственного разрешения с учётом типичного размера сельскохозяйственных полей центральной части Красноярского края. Рассмотрены алгоритмы слияния изображений низкого и среднего пространственного разрешения для получения индекса NDVI с необходимой частотой в случае отсутствия данных среднего разрешения. Построение NDVI по данным из разных систем зондирования для оценки LAI потребовало введения аддитивных коэффициентов для выравнивания ряда с использованием в качестве базового значения данных сервиса ВЕГА-PRO. Применена модель расчёта LAI по NDVI в линейно-экспоненциальной форме. Разработанный подход позволяет проводить оценку LAI с частотой, необходимой для работы прогнозной модели оценки урожайности.

Ключевые слова: LAI, NDVI, Landsat-8 OLI, Sentinel-2, слияние данных разного пространственного разрешения, прогнозирование урожайности, Красноярский край

Одобрена к печати: 05.08.2020

DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-4-195-203

Введение

Важным элементом системы мониторинга растительного покрова является модель, адекватно представляющая зависимость состояния растительности от условий внешней среды. Имитационные модели биопродуктивности имеют ряд преимуществ перед моделями других типов (Савин и др., 2010), поскольку они предоставляют возможность количественно оценивать состояние и строить прогнозы роста и продуктивности растений в зависимости от фактических текущих условий. Опыт успешного применения имитационных моделей позволяет прогнозировать урожайность сельскохозяйственных культур с приемлемой точностью (Брыксин, 2010; Лысенко, 2019; Савин и др., 2010). При этом отмечается необходимость проведения адаптации моделей как к источникам входных данных, так и к региональным особенностям сельскохозяйственного производства (Евтюшкин и др., 2014; Хворова, Топаж, 2011).

В настоящем исследовании авторы используют компонент Crop Growth Model модели EPIC (*англ.* Erosion/Productivity Impact Calculator) (Williams, 1997) как инструмент прогнозирования урожайности культур для сельскохозяйственной части Красноярского края. Рассматривается решение задачи построения временного ряда индекса листовой поверхности посевов (*англ.* Leaf Area Index — LAI) как входных данных модели для оценки надземной биомассы.

В исходной модели индекс LAI моделируется двумя функциями: на период его роста и период уменьшения при созревании культур в зависимости от температуры и факторов стресса. В настоящей работе оценка LAI осуществляется на основе аналитических зависимостей от индекса NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс). В связи с этим выдвигаются существенные требования к периодичности поступления данных дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) для расчёта NDVI: ежедневно или с использованием интерполяции — раз в 3–5 дней. Кроме того, необходимо оценивать состояние посевов в определённые даты, соответствующие фазам развития (появление всходов, кущение, колошение, цветение и др.), наступающим через определённый период после сева. Необходимы данные в видимом и ближнем инфракрасном (ИК) диапазонах, зависящие от степени прозрачности атмосферы, в частности от облачности и дымки. Несмотря на существенный прогресс в развитии международной орбитальной группировки спутников ДЗЗ, требуемая периодичность не всегда возможна.

Авторы предлагают подход с использованием доступных данных среднего разрешения Sentinel-2 и Landsat-8 приемлемого качества, а в случае их отсутствия применяется алгоритм слияния данных низкого (MODIS Aqua/Terra, *англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) и среднего разрешения для моделирования изображения среднего разрешения. Апробация результатов осуществлена в рамках системы агромониторинга Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета (ИКИТ СФУ) (DigitalAtlas.ru) на примере хозяйств Сухобузимского р-на Красноярского края (Brezhnev, Maglinets, 2017).

Моделирование временных рядов LAI и NDVI

Моделирование временного ряда LAI

Урожайность зерновых культур может быть определена как доля зерна в надземной биомассе, которая образуется на поле к концу вегетационного периода. Оценка надземной биомассы растительности на протяжении многих десятилетий проводится по её связи с вегетационными индексами, которые вычисляются по данным ДЗЗ. Оценка урожайности моделируется либо напрямую через связи «урожайность – вегетационные индексы» (Ерошенко и др., 2016; Hassan et al., 2018; Loprestia et al., 2015), либо через такой параметр, как индекс листовой поверхности LAI (Huang et al., 2015). Параметр LAI становится в этой цепочке ключевым, поскольку имеет физический смысл: он характеризует объём приходящей солнечной радиации, который растение использует на образование биомассы.

Один из широко распространённых подходов к оценке LAI — измерение отражённого (часто также и пропущенного растительностью) излучения для разных типов растительного покрова. Создаются модели для определения LAI, например в продуктах MODIS LAI (пространственное разрешение 500 м) и IKI MODIS LAI Института космических исследований Российской академии наук (ИКИ РАН) с пространственным разрешением 250 м (Шабанов и др., 2018) с обязательным использованием карт растительности.

Другой подход в практике оценки LAI — построение эмпирической зависимости между вегетационными индексами (чаще всего NDVI) и LAI сельскохозяйственных культур (Biftu, Gan, 2001; Sang-II et al., 2016). В работе (Sang-II et al., 2016) определены логарифмическая, линейная, экспоненциальная и линейно-экспоненциальная модели зависимости между LAI разных типов растительности и NDVI прибора RapidEye.

В отсутствие возможности проведения полевых работ по валидации параметров зависимости LAI–NDVI для исследуемых полей Сухобузимского р-на Красноярского края, что, безусловно, является важным (Ботвич и др., 2019), авторами выбрана линейно-экспоненциальная форма зависимости, которая продемонстрировала адекватное поведение LAI:

$$LAI = (0,108NDVI - 0,009) \cdot (1 + 38,859 \times \exp(0,667NDVI)). \quad (1)$$

В реалиях непрерывного процесса развития аппаратной базы ДЗЗ, улучшения пространственного и временного разрешения новых зондирующих систем и методов оценки LAI этот блок модели агромониторинга ИКИТ СФУ будет модернизироваться.

Моделирование временного ряда NDVI

Задача получения временного ряда LAI сводится к получению временного ряда NDVI. Среди открытых источников данных для получения NDVI отметим данные Landsat-8, Sentinel-2, MODIS, Suomi NPP. Использование в указанной задаче напрямую данных и продуктов MODIS и Suomi NPP с пространственным разрешением 250–1000 м невозможно из-за небольших размеров сельскохозяйственных полей, типичных для рассматриваемого региона (рис. 1).

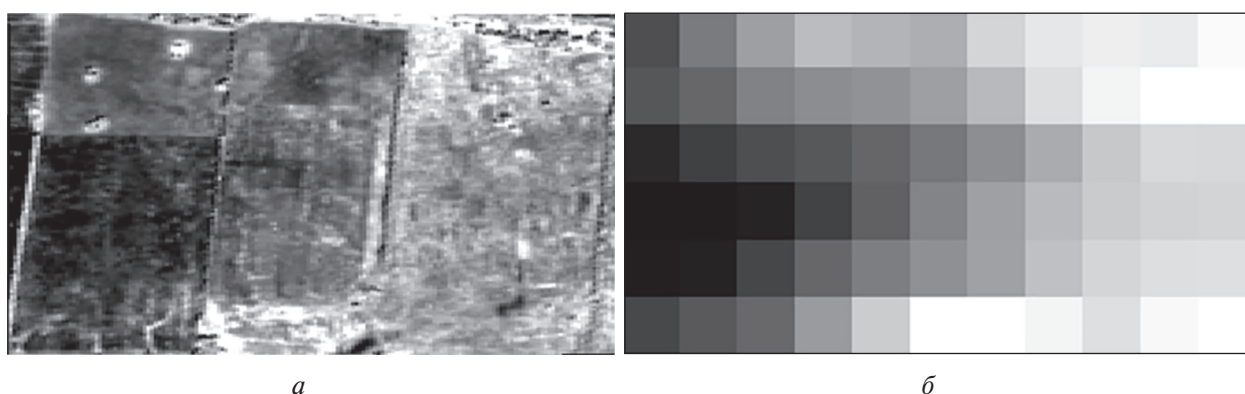


Рис. 1. Фрагмент снимков сельскохозяйственных полей Сухобузимского р-на: а — снимок Sentinel-2, 22.08.2017, ближний ИК-канал; б — продукт MYD09Q1, 21.08.2017, ближний ИК-канал

Источниками данных среднего пространственного разрешения становятся инструменты Landsat-8 OLI (Operational Land Imager) и Sentinel-2, имеющие каналы в видимом красном и ближнем инфракрасном диапазонах, с возможностью получения снимков с периодичностью 16 и 5 сут соответственно.

Дополнительным источником NDVI оказывается сервис ВЕГА-PRO (Лупян, Барталев, 2018). В рамках сервиса агромониторинга в ИКИТ СФУ реализован доступ к этому ресурсу, позволяющий получать еженедельные значения NDVI в границах заданных полей, заранее проиндексированных в базе данных ВЕГА-PRO. Экспериментальные наземные измерения показали корреляцию 0,8 со значениями NDVI ВЕГА-PRO, что позволяет с определёнными допущениями применять эти данные для модели прогнозирования урожайности.

NDVI для нескольких полей ячменя за две даты от разных источников

Поле	23–26 июня 2018 г.					2–4 июля 2018 г.				
	Landsat-8 OLI	Landsat-8 OLI с атмосферной коррекцией	Sentinel-2	MYD09Q1	ВЕГА-PRO	Landsat-8 OLI	Landsat-8 OLI с атмосферной коррекцией	Sentinel-2	MYD09Q1	ВЕГА-PRO
1	0,27	0,53	0,43	0,76	0,65	0,21	0,47	0,34	0,7	0,58
2	0,31	0,62	0,47	0,77	0,65	0,24	0,5	0,37	0,65	0,57
3	0,30	0,6	0,45	0,77	0,67	0,26	0,57	0,43	0,74	0,63
4	0,34	0,69	0,52	0,73	0,72	0,26	0,53	0,41	0,57	0,68
5	0,28	0,56	0,35	0,59	0,6	0,31	0,61	0,5	0,64	0,62

Как показал опыт работы, величины NDVI объекта по данным Landsat-8 OLI без атмосферной коррекции, с применением атмосферной коррекции (запрос по требованию), Sentinel-2, MOD09 Q1 различаются между собой. В *таблице* приведены значения NDVI, вычисленные по разным снимкам для пяти полей в две даты (среднее значение по полю). Для сравнения приведены значения NDVI с информационного сервиса ВЕГА-PRO. Наблюдаются систематические различия значений, и для формирования временного ряда NDVI для каждого пикселя необходимо проведение корректировки.

Для выравнивания ряда NDVI использовался аддитивный коэффициент k . В качестве эталонных значений NDVI были использованы значения сервиса ВЕГА-PRO, поскольку это ряд многолетних средних значений для каждого сельскохозяйственного поля. Для снимков Landsat-8 OLI без атмосферной коррекции, скачиваемых напрямую, $k = 0,359$; для снимков Sentinel-2 $k = 0,21$. Для снимков Landsat-8 OLI с атмосферной коррекцией, получаемых в режиме on demand, различие между вычисленным NDVI и средним по полю значением на сервисе ВЕГА-PRO находится в пределах статистической неоднородности NDVI внутри поля. Для вычисления LAI используется временной ряд NDVI с выравненными значениями с применением соответствующих коэффициентов.

Моделирование изображения среднего пространственного разрешения

Для получения изображений с удовлетворительным пространственным и временным разрешением возможно использование алгоритмов смешивания снимков (*англ.* fusion) с разным пространственным разрешением (Chen et al., 2019; Li et al., 2017; Schmidt et al., 2015). В настоящей работе для синтеза изображения среднего разрешения Sentinel-2, Landsat-8 OLI в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах (пространственное разрешение 10 и 30 м соответственно) по данным первого и второго каналов MODIS с разрешением 250 м были выбраны методы наложения маски и линейной регрессии. Маской считается матрица коэффициентов, описывающих изменение пикселей снимка низкого разрешения за указанный промежуток времени. Нахождение значения пикселя высокого разрешения описывается следующим уравнением:

$$HR_{d_2} = HR_{d_1} \frac{MYD_{d_2}}{MYD_{d_1}}, \quad (2)$$

где HR_{d_1} и HR_{d_2} — значения пикселя изображения высокого пространственного разрешения на дату d_1 и синтезированного изображения на дату d_2 ; MYD_{d_1} и MYD_{d_2} — значения пикселя изображения низкого пространственного разрешения (продукт MODIS) на даты d_1 и d_2 .

Метод линейной регрессии заключается в поиске коэффициентов a и b уравнения линейной регрессии для снимков MODIS на две разные даты d_1 и d_2 и применении этих коэффициентов для моделирования нового изображения лучшего разрешения к реальному изображению с датой d_1 .

Для тестирования и проведения анализа представленных алгоритмов использовались четыре изображения: по два снимка низкого и среднего пространственного разрешения на две даты — снимки MYD09GQ и Sentinel-2, полученные 11.06.2017, 21.08.2017 и 10.06.2017, 22.08.2017 соответственно.

Фрагменты снимков Sentinel-2 за 22 августа 2017 г. и MYD09Q1 за 21 августа представлены на *рис. 1*. Рисунок иллюстрирует различие в отражательных характеристиках отдельных полей, внутри каждого поля, а также недостаточное пространственное разрешение снимков MODIS.

При помощи метода линейной регрессии и с использованием маски были вычислены изображения, моделирующие снимок Sentinel-2 на 21.08.2017. Фрагмент снимка в ближнем ИК-диапазоне настоящего изображения на указанную дату и результаты моделирования двумя алгоритмами представлены на *рис. 2* (см. с. 199).

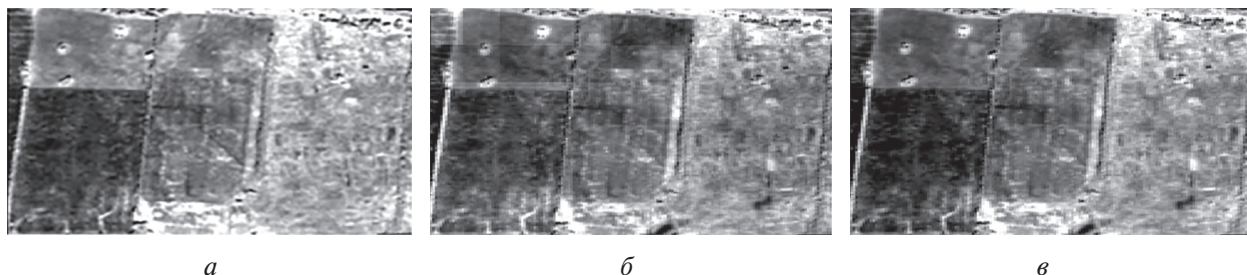


Рис. 2. Фрагмент снимка Sentinel-2 в ближнем ИК-канале, 21.08.2017 (а); результаты моделирования алгоритмом маски (б); результаты моделирования алгоритмом линейной регрессии (в)

Для оценки различий между реальным и синтезированным изображением применена величина K :

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n P_n / P_n^*}{n}, \quad (3)$$

где n — количество пикселей; P — значение пиксела спутникового снимка; P^* — значение пиксела синтезированного изображения. Если значение пиксела синтезированного изображения превышает значение пиксела реального снимка, то соотношение P_n / P_n^* изменяется на P_n^* / P_n . Для обоих алгоритмов величина K близка к 1. Как более простой для реализации в системе агромониторинга используется метод наложения маски.

Результаты

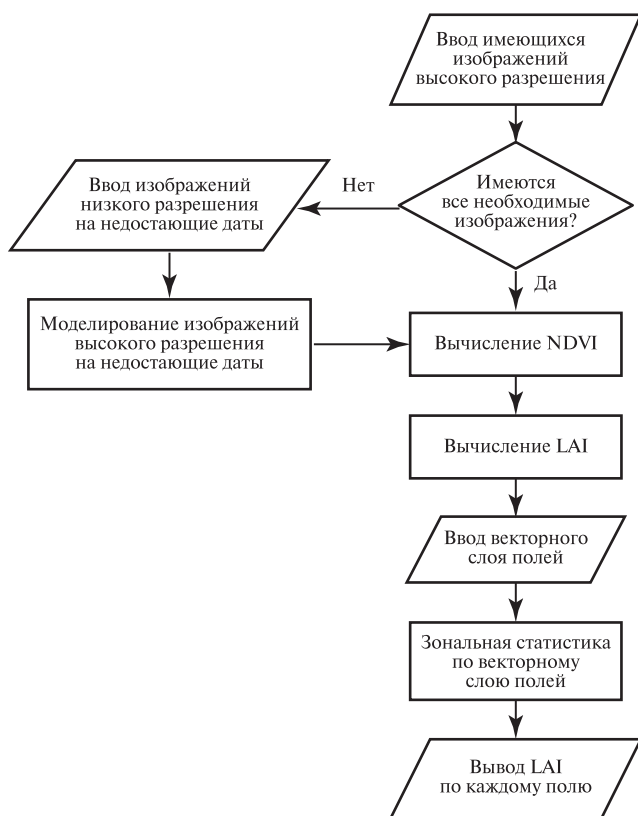


Рис. 3. Алгоритм работы программы вычисления индекса LAI

Апробация подхода приводилась по данным вегетационного сезона 2018 г. На языке программирования Python 3 разработана программа, реализующая процедуру обеспечения подсистемы прогнозирования урожайности значениями LAI. Обобщённый алгоритм работы программы представлен на рис. 3. Для анализируемой территории были выбраны доступные снимки Landsat-8 OLI и Sentinel-2 без облачности. Таких снимков оказалось одиннадцать, с 21 мая (время сева) по 15 сентября 2018 г. (окончание уборки урожая).

Восемь изображений с разрешением 10 м были получены с помощью моделирования с использованием метода наложения маски по формуле (2). Были рассчитаны значения индекса NDVI, а затем LAI по формуле (1) (рис. 4, см. с. 200). Значения LAI пшеницы и ячменя лежат в диапазоне от нуля до пяти; применение линейно-экспоненциальной зависимости сгладило уменьшение NDVI 9 июля и 13 августа, которое вызвано отсутствием безоблачных снимков.

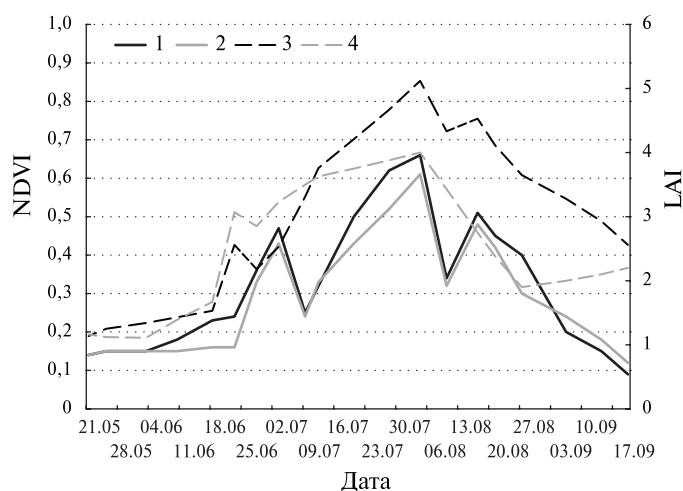


Рис. 4. Динамика усреднённых по трём полям пшеницы и ячменя значений индексов NDVI и LAI в течение вегетационного периода 2018 г.: 1 — NDVI пшеницы, 2 — NDVI ячменя; 3 — LAI пшеницы, 4 — LAI ячменя

Вычисления NDVI и LAI выполняются попиксельно, поэтому наряду с получением усреднённых значений для каждого поля можно проводить анализ неравномерности развития культуры в пределах полей.

Таким образом, разработана процедура получения временного ряда значений LAI в блоке прогнозирования урожайности системы агромониторинга ИКИТ СФУ в течение вегетационного периода с середины мая по конец сентября. Ряд ежедневных значений NDVI и LAI для критически важных периодов развития посевов может быть получен при моделировании изображений с помощью данных MODIS.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 18-47-242002 р мк), Правительства Красноярского края, Краевого фонда науки в рамках научного проекта «Разработка технологии создания интеллектуальных систем объектно-ориентированного мониторинга территорий по данным дистанционного зондирования».

Литература

1. Ботвич И. Ю., Емельянов Д. В., Ларько А. А., Мальчиков Н. О., Ивченко В. К., Демьяненко Т. Н., Шевырногов А. П. Оценка пространственного распределения урожайности ярового ячменя (Красноярский край) по наземным и спутниковым спектрофотометрическим данным // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2019. Т. 16. № 5. С. 183–193.
2. Брыксин В. М. Прогнозирование урожайности зерновых культур на основе данных дистанционного зондирования и моделирования биопродуктивности // Изв. Алтайского гос. ун-та. 2010. № 1. С. 89–93.
3. Евтюшкин А. В., Брыксин В. М., Рычкова Н. В., Хворова Л. А. Верификация модифицированной модели биопродуктивности EPIC // Вестн. Балтийского федер. ун-та им. И. Канта. 2014. № 4. С. 121–126.
4. Ерошенко Ф. В., Барталев С. А., Сторчак И. Г., Плотников Д. Е. Возможности дистанционной оценки урожайности озимой пшеницы на основе вегетационного индекса фотосинтетического потенциала // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2016. Т. 13. № 4. С. 99–112.
5. Лупян Е. А., Барталев С. А. Современные возможности и тенденции развития информационных систем дистанционного мониторинга сельскохозяйственных земель и посевов // Применение средств дистанционного зондирования Земли в сельском хозяйстве: материалы 2-й Всероссийской научной конф. с международным участием. Санкт-Петербург. 26–28 сент. 2018. СПб.: ФГБНУ АФИ, 2018. С. 11–19.

6. *Лысенко С. А.* Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур на основе спутникового мониторинга динамики углерода в наземных экосистемах // Исслед. Земли из космоса. 2019. № 4. С. 48–59.
7. *Савин И. Ю., Барталев С. А., Лупян Е. А., Толпин В. А., Хвостиков С. А.* Прогнозирование урожайности сельскохозяйственных культур на основе спутниковых данных: возможности и перспективы // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2010. Т. 7. № 3. С. 275–285.
8. *Хворова Л. А., Топаж А. Г.* Построение моделей агроэкосистем и их адаптация к конкретным условиям // Научно-техн. ведомости Санкт-Петербургского гос. политехн. ун-та. Информатика, телекоммуникации и управление. 2011. № 1. С. 99–105.
9. *Шабанов Н. В., Барталев С. А., Ерошенко Ф. В., Плотников Д. Е.* Развитие возможностей дистанционной оценки индекса листовой поверхности по данным MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2018. Т. 15. № 4. С. 166–178.
10. *Biftu G. F., Gan T. Y.* Semi-distributed, physically based, hydrologic modeling of the Paddle River basin, Alberta, using remotely sensed data // J. Hydrology. 2001. V. 244. P. 137–156.
11. *Brezhnev R. V., Maglinets Yu. A.* Recognition of the Inhomogeneous Structure of Agricultural Object for Solving Agromonitoring Tasks // CEUR Workshop Proc. 2017. V. 2033. P. 247–251.
12. *Chen S., Wang W., Liang H.* Evaluating the effectiveness of fusing remote sensing images with significantly different spatial resolutions for thematic map production // Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C. 2019. V. 110. P. 71–80.
13. *Hassan M. A., Yang M., Rasheed A., Jin X., Xia X., Xiao Y., He Z.* Time-Series Multispectral Indices from Unmanned Aerial Vehicle Imagery Reveal Senescence Rate in Bread Wheat // Remote Sensing. 2018. V. 10. Iss. 6. Art. 809. 19 p.
14. *Huang J., Tian L., Liang S., Ma H., Becker-Reshef I., Huang Y., Su W., Zhang X., Zhu D., Wu W.* Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model // Agricultural and Forest Meteorology. 2015. V. 204. P. 106–121.
15. *Li S., Kang X., Fang L., Hu J., Yin H.* Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art // Information Fusion. 2017. V. 33. P. 100–112.
16. *Loprestia M. F., Di Bellab C. M., Degioanni A. J.* Relationship between MODIS-NDVI data and wheat yield: A case study in Northern Buenos Aires province, Argentina // Information Processing in Agriculture. 2015. V. 2. P. 73–84.
17. *Sang-II N., Suk Young H., Yi-Hyun K., Kyoung-Do L., So-Young J.* Estimating Leaf Area Index of Paddy Rice from RapidEye Imagery to Assess Evapotranspiration in Korean Paddy Fields // Korean J. Soil Science and Fertilizer. 2013. V. 46. Iss. 4. P. 245–252.
18. *Schmidt M., Lucas R., Bunting P., Verbesselt J., Armston J.* Multi-resolution time series imagery for forest disturbance and regrowth monitoring in Queensland, Australia // Remote Sensing of Environment. 2015. V. 158. P. 156–168.
19. *Williams J. R.* The Erosion-Productivity Impact Calculator (EPIC): Technical Reference / US Department of Agriculture. 1997. 235 p.

Obtaining time series of LAI to predict crop yield

E. V. Fedotova^{1,2}, Yu. A. Maglinets¹, R. V. Brezhnev¹, A. G. Vyrvinskiy¹

¹ *Siberian Federal University, Krasnoyarsk 660074, Russia*

² *Sukachev Institute of Forest SB RAS, Krasnoyarsk Scientific Center SB RAS
Krasnoyarsk 660036, Russia
E-mail: elfed@ksc.krasn.ru*

Evaluation of vegetation bio-productivity, yield prediction, is effectively carried out using simulation models of plant growth. To calculate the value of the aboveground biomass in these models, the leaf area index (LAI) is used. In the agromonitoring service of the Institute of Space and Information Technologies, a productivity forecasting component is being developed using available field map systems showing crops and remote sensing data in the public domain. In this paper, we propose an approach to solving the problem of obtaining the LAI time series during the growing season for agricultural

objects. Landsat-8 OLI and Sentinel-2 medium resolution data are used. These data have time resolution restrictions. The use of daily MODIS data is not possible due to their low spatial resolution, taking into account the typical size of agricultural fields of Krasnoyarsk region central part. Algorithms for data fusion with low and medium spatial resolutions are considered to obtain NDVI with the necessary frequency in the absence of medium-resolution data. The construction of the NDVI using data from different systems for LAI estimation required the introduction of additive coefficients for time series alignment using the VEGA Pro service as the base values. The model of calculating LAI from NDVI in linear exponential form is used. The developed approach allows the LAI assessment with the frequency necessary for the work of the predictive model for yield estimating.

Keywords: LAI, NDVI, Landsat-8 OLI, Sentinel-2, data fusion, yield forecast, Krasnoyarsk Krai

Accepted: 05.08.2020

DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-4-195-203

References

1. Botvich I. Yu., Emelyanov D. V., Larko A. A., Malchikov N. O., Ivchenko V. K., Demyanenko T. N., Shevyrnogov A. P., Otsenka prostranstvennogo raspredeleniya urozhainosti yarovogo yachmenya (Krasnoyarskii krai) po nazemnym i sputnikovym spektrofotometricheskim dannym (Estimation of the spatial distribution of spring barley yield (Krasnoyarsk Territory) from ground and satellite spectrophotometric data), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2019, Vol. 16, No. 5, pp. 183–193.
2. Bryksin V. M., Prognozirovanie urozhainosti zernovykh kul'tur na osnove dannykh distantsionnogo zondirovaniya i modelirovaniya bioproduktivnosti (Prediction of grain yield based on remote sensing data and bio-productivity modeling), *Izvestiya Altayskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2010, No. 1, pp. 89–93.
3. Evtushkin A. V., Bryksin V. M., Rychkova N. V., Khvorova L. A., Verifikatsiya modifitsirovannoi modeli bioproduktivnosti EPIC (Verification of the modified EPIC bio-productivity model), *Vestnik Baltiiskogo federal'nogo universiteta im. I. Kanta*, 2014, Vol. 4, pp. 121–126.
4. Eroshenko F. V., Bartalev S. A., Storzhak I. G., Plotnikov D. E., Vozmozhnosti distantsionnoi otsenki urozhainosti ozimoi pshenitsy na osnove vegetatsionnogo indeksa fotosinteticheskogo potentsiala (The possibility of winter wheat yield estimation based on vegetation index of photosynthetic potential derived from remote sensing data), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2016, Vol. 13, No. 4, pp. 99–112.
5. Loupian E. A., Bartalev S. A., Sovremennye vozmozhnosti i tendentsii razvitiya informatsionnykh sistem distantsionnogo monitoringa sel'skokhozyaistvennykh zemel' i posevov (Current opportunities and trends in the development of information systems for remote monitoring of agricultural land and crops), *Primenenie sredstv distantsionnogo zondirovaniya Zemli v sel'skom khozyaistve* (Application of earth remote sensing in agriculture), Proc. All-Russia Scientific Conf. with Intern. Participation, Saint Petersburg, 26–28 Sept. 2018, Saint Petersburg: FGBNU AFI, 2018, pp. 11–19.
6. Lysenko S. A., Prognozirovanie urozhainosti sel'skokhozyaistvennykh kul'tur na osnove sputnikovogo monitoringa dinamiki ugleroda v nazemnykh ekosistemakh (Prediction of crop yields based on satellite monitoring of carbon dynamics in terrestrial ecosystems), *Issledovanie Zemli iz kosmosa*, 2019, No. 4, pp. 48–59.
7. Savin I. Yu., Bartalev S. A., Loupian E. A., Tolpin V. A., Khvostikov S. A., Prognozirovanie urozhainosti sel'skokhozyaistvennykh kul'tur na osnove sputnikovyykh dannykh: vozmozhnosti i perspektivy (Crop yield forecasting based on satellite data: opportunities and prospects), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2010, Vol. 7, No. 3, pp. 275–285.
8. Khvorova L. A., Topazh A. G., Postroenie modelei agroekosistem i ikh adaptatsiya k konkretnym usloviyam (Construction of models of agroecosystems and their adaptation to specific conditions), *Nauchno-tekhnicheskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politekhnicheskogo universiteta. Informatika, telekommunikatsii i upravlenie*, 2011, No. 1, pp. 99–105.
9. Shabanov N. V., Bartalev S. A., Eroshenko F. V., Plotnikov D. E., Razvitie vozmozhnostei distantsionnoi otsenki indeksa listovoi poverkhnosti po dannym MODIS (Development of capabilities for remote sensing estimate of leaf area index from MODIS data), *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2018, Vol. 15, No. 4, pp. 166–180.
10. Biftu G. F., Gan T. Y., Semi-distributed, physically based, hydrologic modeling of the Paddle River basin, Alberta, using remotely sensed data, *J. Hydrology*, 2001, Vol. 244, pp. 137–156.
11. Brezhnev R. V., Maglinets Yu. A., Recognition of the Inhomogeneous Structure of Agricultural Object for Solving Agromonitoring Tasks, *CEUR Workshop Proc.*, 2017, Vol. 2033, pp. 247–251.

12. Chen S., Wang W., Liang H., Evaluating the effectiveness of fusing remote sensing images with significantly different spatial resolutions for thematic map production, *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2019, Vol. 110, pp. 71–80.
13. Hassan M. A., Yang M., Rasheed A., Jin X., Xia X., Xiao Y., He Z., Time-Series Multispectral Indices from Unmanned Aerial Vehicle Imagery Reveal Senescence Rate in Bread Wheat, *Remote Sensing*, 2018, Vol. 10, Issue 6, Art. 809, 19 p.
14. Huang J., Tian L., Liang S., Ma H., Becker-Reshef I., Huang Y., Su W., Zhang X., Zhu D., Wu W., Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model, *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015, Vol. 204, pp. 106–121.
15. Li S., Kang X., Fang L., Hu J., Yin H., Pixel-level image fusion: A survey of the state of the art, *Information Fusion*, 2017, Vol. 33, pp. 100–112.
16. Loprestia M. F., Di Bellab C. M., Degioanni A. J., Relationship between MODIS-NDVI data and wheat yield: A case study in Northern Buenos Aires province, Argentina, *Information Processing in Agriculture*, 2015, Vol. 2, pp. 73–84.
17. Sang-II N., Suk Young H., Yi-Hyun K., Kyoung-Do L., So-Young J., Estimating Leaf Area Index of Paddy Rice from RapidEye Imagery to Assess Evapotranspiration in Korean Paddy Fields, *Korean J. Soil Science and Fertilizer*, 2013, Vol. 46, Issue 4, pp. 245–252.
18. Schmidt M., Lucas R., Bunting P., Verbesselt J., Armston J., Multi-resolution time series imagery for forest disturbance and regrowth monitoring in Queensland, Australia, *Remote Sensing of Environment*, 2015, Vol. 158, pp. 156–168.
19. Williams J. R., *The Erosion-Productivity Impact Calculator (EPIC): Technical Reference*, US Department of Agriculture, 1997, 235 p.