

## Разработка и оценка индекса листовой поверхности LAI растительного покрова России на основе разноугловых наблюдений KMCC (Метеор-М) и нейросетевой инверсии модели PROSAIL

Д.Е. Плотников<sup>1</sup>, Ц. Чжоу<sup>2</sup>, П.А. Колбудаев<sup>1</sup>, Е.А. Лупян<sup>1</sup>, А.М. Матвеев<sup>1</sup>,  
М.В. Зимин<sup>2</sup>, Б.С. Жуков<sup>1</sup>, Т.В. Кондратьева<sup>1</sup>, С.В. Лебедев<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Институт космических исследований РАН, 117997, Россия, Москва, ул. Профсоюзная, д. 84/32;

<sup>2</sup>Московский государственный университет им. Ломоносова, Россия, Москва, 119991, Ленинские горы, д. 1;

<sup>3</sup>Федеральный научный центр биологических систем и агротехнологий РАН,  
460000, Россия, Оренбург, ул. 9 Января, д. 29

### Аннотация

В работе впервые описан метод дистанционной оценки индекса листовой поверхности LAI по данным прибора KMCC российской спутниковой системы Метеор-М с пространственным разрешением 60 метров. В основе метода лежит решение обратной задачи переноса излучения в растительном пологом с заданными краевыми условиями на основе модели переноса излучения PROSAIL, дистанционных измерений спектральной яркости прибором KMCC и известных условий наблюдения и освещения. В качестве алгоритма инверсии была использована параметризованная и обученная модель на основе полносвязной нейронной сети. При создании обучающей выборки использовался полный ортогональный план для описания комбинаций входных параметров модели, при этом были учтены распределения и сораспределения характеристик по результатам метаанализа для отражения имеющихся в природе взаимосвязей. В работе была исследована эффективность двух различных схем наблюдения – классической надирной и характерной для прибора KMCC-М разноугловой с углами  $\pm 8,67^\circ$ . Была показана достаточно высокая модельная точность оценки LAI:  $RMSE = 1$ ,  $MAE = 0,705$  и  $R^2 = 0,722$ . На основе разработанного метода был рассчитан и исследован продукт LAI по данным KMCC-2 с разрешением 60 метров на территорию России за 2022 год. Попиксельное сравнение результатов оценки LAI по данным KMCC-2 с продуктом NASA LAI (MODIS MCD15A3H) за бесснежный период 2022 года также указывает на достаточно высокие характеристики полученного в результате работы продукта:  $RMSE = 1,065$ ,  $MAE = 0,669$  и  $R^2 = 0,668$ . Разработанный в рамках настоящей работы метод создания продукта LAI по данным прибора KMCC повысит эффективность и оперативность приложений, связанных с высокодетальным дистанционным экологическим мониторингом на основе данных российских спутниковых систем.

**Ключевые слова:** LAI, KMCC, PROSAIL, Метеор-М, разноугловые наблюдения, нейросетевая инверсия, ортогональный план, растительный покров, биофизические характеристики.

**Цитирование:** Плотников, Д.Е. Разработка и оценка индекса листовой поверхности LAI растительного покрова России на основе разноугловых наблюдений KMCC (Метеор-М) и нейросетевой инверсии модели PROSAIL / Д.Е. Плотников, Ц. Чжоу, П.А. Колбудаев, Е.А. Лупян, А.М. Матвеев, М.В. Зимин, Б.С. Жуков, Т.В. Кондратьева, С.В. Лебедев // Компьютерная оптика. – 2025. – Т. 49, № 3. – С. 504-516. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1621.

**Citation:** Plotnikov DE, Zhou Z, Kolbudaev PA, Loupian EA, Matveev AM, Zimin MV, Zhukov BS, Kondratieva TV, Lebedev SV. Development and assessment of Leaf Area Index of Russia's vegetation cover based on multi-angular observations by KMSS (Meteor-M) and neural network inversion of PROSAIL model. Computer Optics 2025; 49(3): 504-516. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1621.

### Введение

Растительность является фундаментальным компонентом наземных экосистем и играет важную роль в энергообмене в зоне поверхность-атмосфера, углеродном и гидрологическом циклах. Поэтому своевременная и точная информация о характеристиках растительного покрова имеет первостепенное значение для оценки экологической обстановки и климатических исследований [1, 2, 3].

По данным Всемирной организации наблюдения за Землёй (GTOS) и Всемирной организации наблюдений за климатом (GCOS), индекс листовой поверхности LAI (Leaf Area Index) является важнейшей климатической переменной (ECVs) и одним из ключевых параметров растительности, отражающим ее способность осуществлять биофизические процессы, такие как фотосинтез, дыхание и транспирация [4]. Точная оценка LAI в региональном и глобальном масштабах важна для моделирования экосистем, био-

геохимических циклов, сельскохозяйственного мониторинга и смежных приложений [5,6].

Дистанционное зондирование, благодаря возможности обеспечивать непрерывные наблюдения на макроуровне, является безальтернативным по своей эффективности средством оперативной оценки этих биофизических параметров в региональном и глобальном масштабе. Глобальные продукты LAI были ранее созданы с использованием различных спутниковых систем, в частности продукты MODIS (Terra\Aqua), GEOV1 (Proba-V), MERIS (Envisat) и другие [7, 8, 9]. Однако в российской и зарубежной литературе до настоящего момента не было работ, посвященных методам и технологиям оценки LAI растительного покрова на континентальном уровне пространственного охвата по данным российских спутниковых систем. Кроме этого, подавляющая часть существующих продуктов-аналогов для зарубежных спутниковых систем имеют, как правило, относительно низкое пространственное разрешение (сотни метров). Разработанные в рамках настоящей работы методы для создания продукта LAI по данным приборов серии КМСС с высоким пространственным разрешением повысят привлекательность приложений, связанных с высокодетальным дистанционным экологическим мониторингом на основе данных российских спутниковых систем.

Входящие в состав российского космического комплекса «Метеор-3М» спутники серии Метеор-М обеспечивают глобальные наблюдения за атмосферой и поверхностью Земли и способны на регулярной основе получать гидрометеорологическую и геофизическую информацию планетарного охвата. Группировка включает в себя аппараты Метеор-М №2, Метеор-М №2-2, Метеор-М №2-3 и Метеор-М №2-4; два последних аппарата из этой серии активны и работают на круговой солнечно-синхронной полярной орбите высотой 820–830 км, при этом как минимум два аппарата серии присоединятся к группировке в ближайшие несколько лет. Находящиеся на их борту приборы серии КМСС обеспечивают получение мультиспектральных данных в зеленом (0,535–0,575 мкм), красном (0,630–0,680 мкм) и ближнем ИК (0,760–0,900 мкм) спектральных каналах [10] с пространственным разрешением около 60 м и полосой обзора шириной 960–1020 км. Таким образом, изображения приборов КМСС характеризуются востребованным сочетанием показателей пространственного разрешения и повторяемости наблюдений, благодаря чему территория России полностью покрывается результатами съёмки с пространственным разрешением 60 метров в течение 2–3 дней (одним прибором), обеспечивая детальный и оперативный мониторинг страны. К настоящему моменту в ИКИ РАН разработаны и развёрнуты методические и технологические решения по потоковому созданию прошедших валидацию [11,12] продуктов приборов

КМСС-М и КМСС-2 уровня L2A (геопривязанные и атмосферно-скорректированные), которые лежат в основе продуктов следующих уровней обработки. В частности, восстановленные временные серии спектрально-отражательных характеристик земной поверхности по данным приборов КМСС позволяют решать задачи распознавания и мониторинга быстроменяющихся объектов растительного покрова [13]. Таким образом, указанные продукты КМСС обеспечивают возможность решения задачи дистанционной оценки LAI растительного покрова России с высокой пространственной детализацией.

### *1. Методы дистанционной оценки LAI*

Спектрально-отражательные характеристики растительного покрова тесно связаны с биохимическими и морфологическими свойствами покрова и его составляющих, а также яркостью подстилающей поверхности. Регистрируемый на основе оптических данных дистанционного зондирования индекс листовой поверхности, в свою очередь, определяется архитектурой растения и биохимическими параметрами его элементов. Для дистанционной оценки LAI необходимо установление связи между значениями этого индекса и спектрально-отражательными характеристиками покрова. В общем случае эта обратная задача относится к классу недоопределённых, и для её решения требуется дополнительно задать граничные условия.

Для определения индекса листовой поверхности по данным дистанционного зондирования было разработано множество алгоритмов, которые можно разделить на две категории: эмпирические методы и методы, основанные на физических моделях [14]. Эмпирические методы оценки LAI основаны на статистической взаимосвязи между LAI и вегетационными индексами (VI), обычно локально калиброванной с помощью натуральных измерений индекса листовой поверхности. Эмпирический метод заменяет сложный процесс переноса излучения внутри покрова, прост в реализации и обеспечивает удовлетворительную точность оценки LAI при обеспечении локализации во времени и пространстве. Использование VI позволяет ослабить влияние эффекта затенения покрова, яркости подстилающей почвы, атмосферных условий и угловых эффектов. При этом в эмпирических методах используются VI, рассчитанные на основе отражения в одном направлении и в ограниченном числе каналов, что не позволяет в полной мере задействовать мультиспектральную и разноугловую информацию, доступную при использовании ряда спутниковых приборов и геометрических схем наблюдения.

Методы, основанные на физических моделях, используют моделирование переноса излучения внутри растительного покрова, установление связи между отражательной способностью растительного покрова и соответствующими значениями LAI, а затем – инвер-

сию модели переноса излучения. Из-за комплексности и многофакторности физических моделей переноса излучения её прямая инверсия для нахождения LAI в алгебраической форме невозможна и обычно выполняется косвенно с использованием трёх основных подходов:

- 1) метода итеративной оптимизации (OPT);
- 2) метода таблиц поиска (LUT);
- 3) методов машинного обучения [14, 15].

Метод OPT основан на итеративной минимизации функции потерь на уровне каждого пиксела, для чего необходимо выполнить множество прогонов модели переноса излучения, что непрактично для потоковых вычислений ввиду значительных вычислительных затрат. Для практического применения популярными методами оценки LAI являются методы LUT и методы машинного обучения, которые основаны на базе данных симуляций физических моделей. Концептуально методы LUT – это простейшая техника поиска решения для заданного набора измерений отражательной способности, которая заключается в выборе ближайшего случая в базе данных на основе минимизации функции потерь, а затем – извлечении поставленного в соответствие набору значения LAI. Таблицы LUT требуют тщательной оптимизации как при построении (выбор частоты дискретизации), так и при реализации алгоритма поиска и построения функции потерь для уменьшения временных затрат при их использовании. Методы машинного обучения могут эффективно аппроксимировать сложные нелинейные функции и оптимизировать параметры алгоритма инверсии на основе обучающих выборок для достижения необходимого уровня эффективности и точности оценки LAI по данным дистанционного зондирования. В этом случае обучающие выборки описывают граничные условия и позволяют решить недоопределённую задачу инверсии модели переноса излучения.

В работе [16] предложена следующая классификация типов моделей переноса излучения в растительном пологом:

- 1) геометрические модели;
- 2) модели мутной среды для однородных пологов;
- 3) гибридные модели типа 1 и 2 для неоднородных пологов;
- 4) модели трассировки лучей (например, метод Монте–Карло).

Оптимальными по вычислительным затратам и возможностям являются модели мутной среды и гибридные модели. Часто используемой моделью в этой категории является модель PROSAIL, которая сочетает в себе модель оптических свойств листа PROSPECT и модель взаимодействия излучения с растительным пологом SAIL.

Используемые для решения задачи инверсии методы машинного обучения включают нейронные сети (NN), а также метод опорных векторов и деревья ре-

шений. Нейронные сети для инверсии модели переноса излучения ранее успешно применялись для оценки LAI по данным спутниковых приборов Vegetation (SPOT), MERIS (Envisat) и MSI (Sentinel-2) [7–9]. Нейросетевая инверсия на основе модели PROSAIL используется в настоящей работе для оценки LAI по данным приборов КМСС.

Кроме этого, дополнительные возможности представляет различие геометрии наблюдения приборами КМСС-2 и КМСС-М: в отличие от классической надирной схемы наблюдений КМСС-2, разноразличные изображения КМСС-М, формируясь в единой фокальной плоскости, разведены под углом  $\pm 8,67^\circ$  вдоль направления полёта, обеспечивая одновременно разноугловую схему наблюдения [10, 11, 12]. В области дистанционного мониторинга и оценки растительности такие возможности являются привлекательными, поскольку они должны обеспечивать более точное дистанционное определение биофизических характеристик растительного покрова.

Таким образом, целями настоящей работы являются:

- 1) разработка метода дистанционного определения LAI по данным приборов серии КМСС путём нейросетевой инверсии модели переноса излучения PROSAIL и его оценка на больших территориях;
- 2) оценка эффективности разноугловой схемы мультиспектральных наблюдений при определении LAI.

## 2. Методы и модели

### 2.1. Модель PROSAIL

Модель PROSAIL является результатом объединения двух разномасштабных моделей: модели SAIL переноса излучения в масштабах растительного полога, где полог представляется как непрерывный, горизонтальный и равномерно распределённый слой оптически мутной среды с заданной геометрией и оптической плотностью для моделирования взаимодействия с падающим солнечным излучением, и модели PROSPECT переноса излучения в масштабах зелёного листа, где лист представляет собой несколько поглощающих пластин с шероховатыми поверхностями, разделённых соответствующим количеством слоёв воздуха: такая модель позволяет описать анизотропное рассеяние от внутренней структуры листа и достаточно точно учесть входные биохимические параметры, характеризующие внутреннее строение листа [17].

PROSAIL объединяет эти две модели, обеспечивая возможность расчёта спектров растительного покрова на основе информации о биохимических параметрах листа и характеристиках полога. Поскольку PROSAIL является одной из наиболее популярных моделей для инверсии биохимических и геометрических характеристик полога, к настоящему моменту разработано несколько различных версий программной реализации PROSAIL (<http://teledetection.ipgp.jussieu.fr/prosail/>). В данном исследовании использовалась Python-версия

модели PROSAIL, а библиотека модели была установлена в среду Python 3 для повышения скорости вычислений (<https://github.com/jgomezdans/prosail>).

## 2.2. Полный ортогональный план

Ранее было отмечено, что обучающая выборка необходима для обучения модели, обеспечивая задание граничных условий для корректного решения недоопределённой задачи инверсии. В настоящем исследовании схема построения выборки для различных комбинаций параметров основана на полностью ортогональном подходе [18], который заключается в следующем:

- 1) сначала диапазоны значений каждой из входных переменных разделяются на страты (отрезки);
- 2) затем формируется набор комбинаций, включающий выбор страты из каждой переменной по одному разу (число комбинаций равно произведению числа страт всех параметров) и, наконец;
- 3) выбирается фактическое значение каждой переменной из диапазона соответствующей страты в соответствии с законом распределения рассматриваемой переменной.

На этапе решения прямой задачи с помощью PROSAIL моделируются значения КСЯ для всех комбинаций входных параметров. Полный ортогональный план создания обучающей выборки позволяет учесть все взаимодействия между переменными, при этом диапазон вариации каждой переменной плотно и почти случайно заполнен в соответствии с заданными законами распределения величин (см. параграф 3 Формирование обучающего набора).

## 2.3. Нейросетевая инверсия

Модельный спектр отражения растительного полога создаётся моделью PROSAIL в режиме прямой задачи, затем созданный спектр сворачивается с функцией спектральной чувствительности (ФСЧ) соответствующих спектральных каналов КМСС для получения модельных значений КСЯ. Нелинейная связь между значениями LAI и входными параметрами, включая значения КСЯ, параметризуется с помощью нейросети для получения модели инверсии. Это основная логика, на которой базируется весь алгоритм инверсии, блок-схема алгоритма представлена на рис. 1.

## 2.4. Параметризация нейросети

При определении оптимальной архитектуры нейросети для решения задачи инверсии PROSAIL использовался метод библиотеки `keras_tuner` «Hyperband» [19]. На начальном этапе этот метод перебирает все параметры, используя малое число эпох для выбора наиболее перспективных сочетаний параметров, отбрасывая малоперспективные, после чего заканчивается исследование наиболее перспективных, обеспечивая нахождение оптимальных значений параметров. В процессе поиска оптимизировались

следующие параметры: функция активации, коэффициент dropout, количество нейронов в скрытых слоях, скорость обучения, функция оптимизации, вариант случайного распределения параметров нейросети при инициализации, количество скрытых слоев, примененные skip-connection.

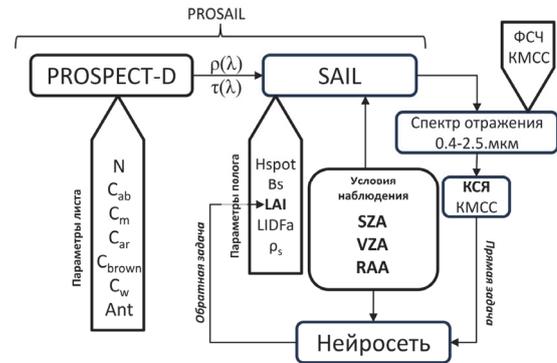


Рис. 1. Блок-схема алгоритма нейросетевой инверсии LAI на основе модели PROSAIL

## 3. Формирование обучающего набора

При построении выборки требуется учёт диапазонов и распределений значений входных параметров модели PROSAIL, которые должны максимально соответствовать их природным статистическим законам в целях корректного отражения интегральных распределений биомов на поверхности Земли.

Для установления распределений оптических свойств листьев был проведен обзор литературы, поиск, сбор и объединение опубликованных в табличном или ином виде распределений входных параметров (метаанализ) с целью изучения характеристик распределения физико-химических (концентрации хлорофилла ( $C_{ab}$ ), содержания сухого вещества ( $C_m$ ), содержание воды ( $C_w$ ), каротиноидов ( $C_{ar}$ ), антоцианов ( $Ant$ ), коричневого пигмента ( $C_{brown}$ ), мезофильной структуры листа ( $N$ ) и геометрических (LAI, средний угол наклона листьев (LIDFa), хот-спот параметр (Hspot)) параметров листа, а также характеристик подстилающей поверхности, включая спектр ( $\rho_s$ ) и яркость почвы ( $B_s$ ).

### 3.1. Физико-химические параметры листа

Результаты метаанализа показывают, что распределения  $C_{ab}$  и  $C_m$  примерно гауссовы (рис. 2а и рис. 2б), однако они зависят от типа растительности. В частности, для хлорофилла ( $C_{ab}$ , рис. 2а) среднее значение для светло-зелёных листьев близко к  $40 \text{ мг} \cdot \text{см}^{-2}$ , в то время как среднее значение для листьев вечнозеленых широколиственных лесов близко к  $70 \text{ мг} \cdot \text{см}^{-2}$  [20]. Содержание сухого вещества ( $C_m$ , рис. 2б) имеет среднее значение, близкое к  $0,005 \text{ г} \cdot \text{см}^{-2}$  для листопадных широколиственных лесов и  $0,012 \text{ г} \cdot \text{см}^{-2}$  для вечнозеленых широколиственных лесов. Распределения, основанные на обобщении литературных данных и небольшом количестве образцов выборки по вечнозеле-

ным широколиственным лесам, хорошо согласуются с наблюдениями [20].

Содержание воды  $C_w$  было привязано к содержанию сухого вещества, исходя из того, что относительное содержание воды в зеленых листьях близко к 75%.

В работе [21] была дана оценка распределениям содержания каротиноидов  $C_{ar}$  и антоцианов  $Ant$  в листьях, используя наборы данных проектов ANGERS и VIRGINIA ( $C_{ar}$  и  $Ant$ , рис. 2), и аналогично распределениям  $C_{ab}$  и  $C_m$ , распределения  $C_{ar}$  и  $Ant$  оказались близки к гауссову распределению.

### 3.2. Оптические и геометрические параметры растительного полога

Наиболее полно распределение LAI описано в обзорной работе [22], где было собрано около 1000 экспериментальных значений LAI для 300 научных источников. Эти значения соответствовали почти 400 уникальным полевым измерениям, выполненным в период 1932–2000 гг. В работе показано, что измеренные значения LAI равномерно распределены в диапазоне от 1 до 7, а низкие значения LAI (<1) встречаются нечасто. С другой стороны, в этом наборе данных есть несколько чрезвычайно высоких и редких значений LAI (со значениями до 40).

Однако несмотря на то, что этот набор данных представляет собой большой объем экспериментальных инструментальных данных, он не является отражением реального глобального распределения LAI по причинам, указанным в работе [23]:

- 1) измерения во время эксперимента проводились для растительности, поэтому голая почва (LAI=0), которая составляет около 30% поверхности суши планеты, в нём не учтена [24, 25];
- 2) измерения, использованные в данном исследовании, получены с использованием различных приборов для измерения LAI, и поэтому точности и достоверности оценок внутри набора различны; кроме этого, некоторые измерения сделаны без поправки на неслучайное распределение листьев (true LAI), в то время как другие сделаны с этой поправкой (effective LAI) [26, 27];
- 3) наконец, распределение, полученное в результате данного исследования, не является репрезентативным для фактического распределения на поверхности Земли в течение года, поскольку измерения соответствуют отдельным измерениям уникальным датам в течение вегетационного цикла в зависимости от целей авторов исследований.

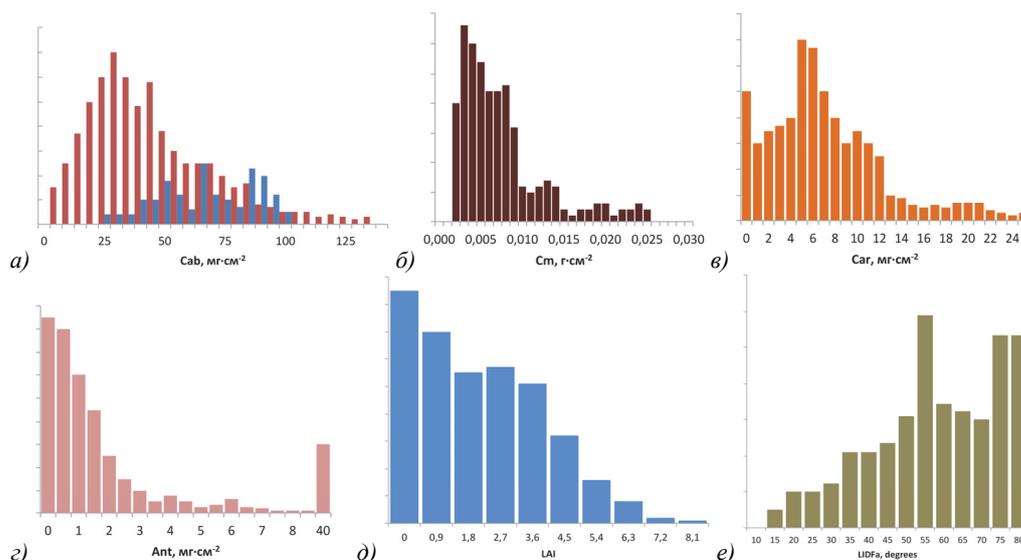


Рис. 2. а), б) Распределения  $C_{ab}$  и  $C_m$  из работы [20] (для  $C_{ab}$  синим дополнительно приведено распределение по тропическим лесам); в), з)  $C_{ar}$  и  $Ant$  из работы [21]; д) LAI с учётом работ [23, 26, 27], е) LIDFa из работы [23]

В работе [23] проведено сравнение распределений, полученных по данным [22], с распределениями, полученными из набора данных VALERI (<http://www.avignon.inra.fr>). Последний соответствует коллекции измерений effective LAI с пространственным разрешением 20 метров, выполненных в период с 2000 по 2008 год на различных типах растительности, включая основные биомы, и использовался для проверки продуктов дистанционного зондирования. Распределения VALERI значительно отличаются от распределений [22], так как true LAI выше значений effective LAI. Кроме того, набор данных VALERI

включает значительную часть типов растительности с низкими значениями LAI, таких как зерновые культуры, кустарники и степная растительность, которые составляют значительную часть поверхности Земли. Поэтому, несмотря на ограниченную пространственно-временную выборку, она лучше соответствует ожиданиям от базы данных для обучения алгоритма инверсии [23]. В данном исследовании распределение LAI в обучающем наборе данных должно быть похожим на рис. 2д для того, чтобы максимально близко воспроизвести реальные характеристики распределения LAI на поверхности Земли.

Для моделирования реального распределения в данном исследовании диапазон значений LAI был разделен на два интервала: 0–0,5 и 0,5–15. В интервале низких значений 0–0,5 тип распределения LAI установлен равномерным, а в интервале 0,5–15 – гауссовым. Это, с одной стороны, повышает вероятность принятия значения в области низких значений LAI, а с другой – делает распределение LAI в обучающей базе данных более соответствующим характеристикам распределения для растительности Земли.

Из рис. 2е видно, что низкие значения LIDFa (до 40°) встречаются нечасто. Пик наблюдается при LIDFa = 60°, что соответствует сферическому распределению. Из-за ограниченности пространственной и временной выборки эти распределения можно считать лишь ориентировочными [23]. В данном исследовании распределение LIDFa аппроксимировалось гауссовым распределением.

В литературе практически не встречаются примеры распределения хот-спот параметра Hspot (физический смысл которого – отношение средних размеров листьев к высоте полого) на поверхности Земли, поскольку эта переменная используется только в моделях переноса излучения. Кроме того, эта переменная оказывает влияние только в тех случаях, когда дистанционные измерения проводятся вблизи плоскости Солнце-объект-спутник. Один из немногих примеров описан в работе [23], где этот параметр преимущественно принимает значения, сосредоточенные в диапазоне 0,1–0,5. В данной работе распределение параметра Hspot аппроксимировано гауссовым распределением из указанной выше работы.

### 3.3. Параметры почвы и фона

Фоновая отражательная способность соответствует всем незелёным (бесхлорофильным) материалам, составляющим подложку растительного полого.

Оптические свойства подстилающей поверхности, помимо спектра почвы, определяются тремя параметрами – геометрической конфигурацией наблюдения, шероховатостью почвы и её влажностью. В работах [18, 28] было показано, что три указанных параметра возможно объединить через упрощенную концепцию «яркости» Bs (Soil brightness) – параметра, не зависящего от длины волны, позволяющего в форме единого мультипликатора модифицировать (повысить или понизить) значения спектральной яркости в спектре подстилающей почвы относительно базовых значений. Используемый в настоящей работе вид распределения Bs, его средние значения и дисперсия детально описаны в работе [29] (рис. 3а).

В качестве спектра фона было использовано семь почвенных спектров, отобранных в работе [23] из базы данных отражения почв университета INRA Avignon [29, 30] в качестве стандартных спектров отражения всех имеющихся почв (рис. 3б).

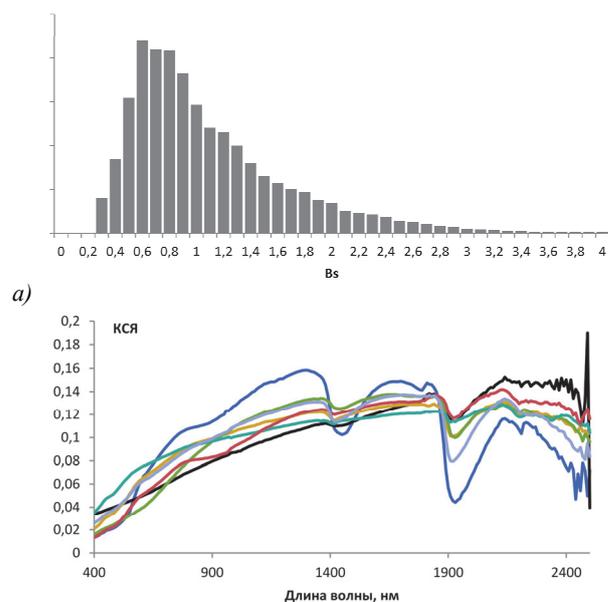


Рис. 3. а) Распределение Bs из работы [29] и б) 7 типичных спектров почвы из базы данных почв университета INRA Avignon

### 3.4. Сораспределения входных параметров модели PROSAIL

Перед началом формирования обучающей выборки путём многократных запусков модели PROSAIL на основе комбинации всех параметров (см. табл. 1) требуется их коррекция, потому что в указанной комбинации не будут учтены существующие в реальной природе взаимосвязи между некоторыми параметрами, что может привести к созданию «невозможных» биомов, т.е. несуществующих граничных условий. Например, очень плотный лесной полог не может соответствовать низкому содержанию хлорофилла и планофильной ориентации листьев. Соответствующие параметры должны быть поставлены в зависимость от значений LAI, для чего в работе [23] было предложено варьировать границы диапазонов значений этих параметров в зависимости от величины LAI с помощью простого линейного уравнения (1), которое модифицирует значение случайно выбранного созависимого параметра  $V$  на значение  $V^*$ , сохраняя вид распределения:

$$\frac{V - V_{\min}(0)}{V_{\max}(0) - V_{\min}(0)} = \frac{V^* - V_{\min}(LAI)}{V_{\max}(LAI) - V_{\min}(LAI)}, \quad (1)$$

таким образом, уравнение нижней ограничивающей прямой (рис. 4) выглядит следующим образом:

$$V_{\min}(LAI) = V_{\min}(0) + \frac{LAI}{LAI_{\max}} (V_{\min}(LAI_{\max}) - V_{\min}(0)), \quad (2)$$

а уравнение верхней ограничивающей прямой (рис. 4) выглядит следующим образом:

$$V_{\max}(LAI) = V_{\max}(0) + \frac{LAI}{LAI_{\max}} (V_{\max}(LAI_{\max}) - V_{\max}(0)). \quad (3)$$

Для оценки граничных значений созависимых параметров авторами работ [21, 23, 26] изучались попарные распределения параметров и LAI, в том числе на основе набора данных VALERI (табл. 1).

Таким образом, после учёта сораспределений параметров их ортогональные комбинации могут быть использованы в модели PROSAIL в режиме прямой задачи для создания обучающей выборки.

3.5. Распределения угловых характеристик наблюдения и освещения для изображений спутниковой системы Метеор-М №2 (KMCC)

Определение геометрических характеристик наблюдения опирается на данные технической документации приборов KMCC и аппаратов серии Метеор-М, включая ожидаемые линейные и угловые размеры полей зрения индивидуальных камер KMCC и размер спаренного участка (зоны перекрытия полей зрения камер) после этапа автоматического геопроецирования полученных камерами изображений [11, 12]. Линейная ширина поля зрения каждой из камер и ширина спаренного участка сравниваются с ожидаемыми значениями; анализируемая сцена считается подходящей для дальнейшего анализа и вы-

числения углов освещения (SZA) и наблюдения (VZA), если отклонение указанных характеристик от ожидаемых не превышает 5%. Зенитный и азимутальный углы Солнца находятся на основе астрономических формул по известным времени съёмки и географическим координатам пиксела. Далее для пиксела определяется фазовый угол (RAA) на основе угла визирования и положения Солнца. В случае KMCC-М фазовый угол и угол наблюдения в пикселе определяются для каждого канала независимо с учетом известного углового значения межканального параллакса и направления движения спутника.

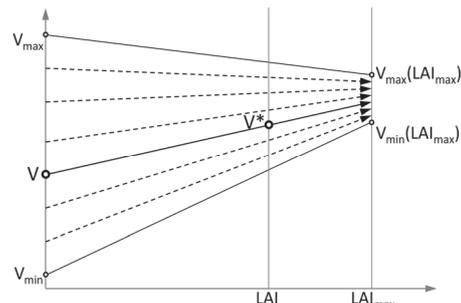


Рис. 4. Иллюстрация к формулам (1 – 3) пересчёта значений переменных в случае совместного распределения

Табл. 1. Распределение значений входных переменных, а также параметры их сораспределений для модели PROSAIL, используемой для создания обучающей базы данных

Объект	Параметр	Описание	Мин	Макс	Среднее	Дисперсия	Число страт	Закон	$V_{min}$ при LAI <sub>max</sub>	$V_{max}$ при LAI <sub>max</sub>
Лист	N (-)	число мезофильных пластин в листе	1,2	1,8	1,5	0,3	3	Гаусс	1,3	1,8
	Cab(мг/см <sup>2</sup> )	общее содержание хлорофилла a и b	20	90	45	30	4	Гаусс	45	90
	Car(мг/см <sup>2</sup> )	содержание каротиноидов	2	20	6	3	4	Гаусс	6	20
	Cbrown (-)	относительное количество коричневого пигмента	0	2	0	0,3	3	Гаусс	0	0,2
	Cw(г/см <sup>2</sup> )	эквивалентная толщина воды	0,6	0,85	0,75	0,08	4	Гаусс	0,7	0,08
	Cm(г/см <sup>2</sup> )	содержание сухого вещества	0,003	0,011	0,005	0,005	4	Гаусс	0,005	0,011
	Ant(мг/см <sup>2</sup> )	содержание антоцианов	0	8	0,5	2	4	Гаусс	0,5	8
Полог	LAI(м <sup>2</sup> /м <sup>2</sup> )	индекс листовой поверхности	0	15	2	3	7	Равномерное (0-0,5) Гаусс(0,5-15)	-	-
	LIDFa(град)	средний угол наклона листьев	30	80	60	30	3	Гаусс	55	65
	Hspot (-)	хот-спот параметр	0,1	0,5	0,2	0,5	1	Гаусс	0,1	0,5
Почва	Bs (-)	коэффициент яркости фона	0,5	3,5	1,2	2	4	Равномерное	0,5	1,2

В результате анализа данных за годовой интервал наблюдений прибором KMCC территории северной Евразии была собрана статистика, характеризующая реальную геометрию освещения и наблюдений спут-

никовой системой Метеор-М, в которой для каждого разноуглового мультиспектрального наблюдения создавалось аналогичное по времени и территории надирное мультиспектральное наблюдение (рис. 5).

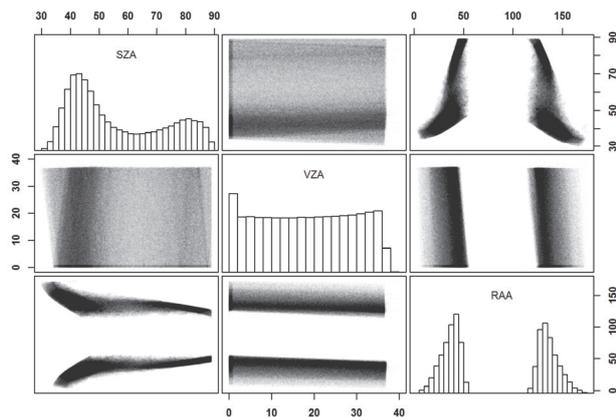


Рис. 5. Распределения измеренных характеристик наблюдения прибором KMCC территории северной Евразии

Эти два скоординированных набора использовались для обучения двух соответствующих нейросетевых моделей инверсии PROSAIL, описывающих две исследуемые геометрические схемы наблюдений в целях расчёта их эффективности для оценки LAI.

#### 4. Формирование обучающей базы данных

Для создания обучающей выборки в соответствии с полным ортогональным планом выполнялась нижеописанная последовательность действий, повторяемая для каждой комбинации параметров. Сначала выбиралась дата – полный год (365 дней) разбивался на 4 равных интервала, после чего внутри отрезка финальная дата выбиралась случайным образом. Далее на основании даты случайным образом выбира-

лось соответствующее ей случайное мультиспектральное наблюдение из набора реальных наблюдений за один год съёмки, описанного в предыдущем параграфе. Здесь под наблюдением имеется в виду скоординированная пара двух записей: первая – с разноугловой геометрией, вторая – с классической надирной; каждая запись включает в себя угол наблюдения VZA, зенитный угол Солнца SZA, а также фазовый угол RAA. Далее случайным образом в качестве фонового спектра подстилающей поверхности выбирался один из семи стандартных спектров, показанных на рис. 3б. Входные параметры для модели PROSAIL в трех категориях – полог, лист и почва – генерировались в соответствии со схемой выборки из табл. 1. Затем значения каждого сораспределённого параметра корректировались в соответствии с законом сораспределения этой величины с LAI. Рис. 6 иллюстрирует распределение и совместное распределение каждой переменной в окончательно сформированном полном наборе обучающих данных. После окончания формирования таблицы было запущено моделирование спектра в режиме прямой задачи: сгенерированные комбинации параметров вводились в модель PROSAIL для расчета соответствующих значений спектрального отклика в трёх спектральных каналах KMCC и для двух конфигураций наблюдений: разноугловой и надирной.

Учитывая количество страт в табл. 1, было создано 774144 образца. Для обучения модели было использовано 4/5 случайно отобранных образцов, а оставшиеся 1/5 образцов – для тестирования и оценки модели.

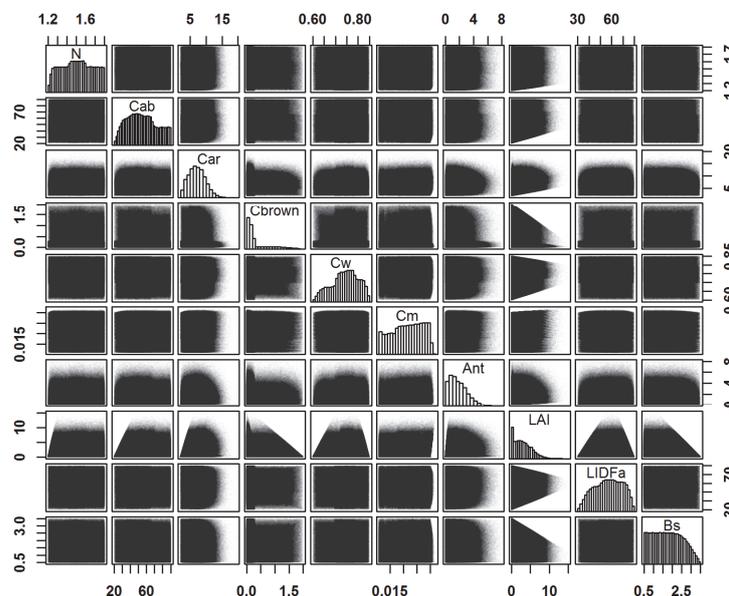


Рис. 6. Распределение и совместное распределение переменных характеристик почвы, полога и листьев в обучающем наборе данных

#### 5. Архитектура нейросети

В качестве модели для инверсии PROSAIL была использована полносвязная нейронная сеть с несколькими

скрытыми слоями, архитектура которой была оптимизирована методом Hyperband библиотеки keras\_tuner. Оптимизировались следующие параметры: вид функции активации (relu, tanh, softplus), значение коэффици-

ента dropout (0, 0,1, 0,2, 0,3, 0,4, 0,5), число скрытых слоёв (1, 2, 3, 4), число нейронов в каждом скрытом слое (128, 256, 512), скорость обучения ( $10^{-2}$ ,  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$ ), вид функции оптимизации (Adam, Adamx, Nadam), тип распределения параметров нейросети при инициализации (he\_normal, gloriot\_normal, random\_normal) и применение «проброса связей» через скрытые слои «skip-connection» (да, нет).

Полученная в результате оптимизации архитектура нейросети приведена на рис. 7.

### 6. Результаты

#### 6.1. Результаты параметризации нейросети

В процессе оптимизации методом Hyperband были найдены следующие параметры: функция активации – relu, коэффициент dropout – 0,5, число скрытых слоёв – 4, число нейронов в скрытых слоях – комбинация (для каждого из четырёх) 128, 512, 256, 256, скорость обучения –  $10^{-4}$ , функция оптимизации – Nadam, тип распределения параметров нейросети при инициализации – gloriot\_normal, применение skip-connection – Да.

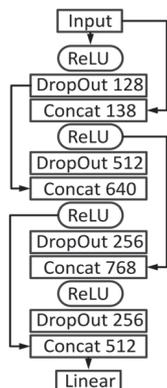


Рис. 7. Архитектура полносвязной нейросети для инверсии модели PROSAIL

#### 6.2. Оценка ошибок модели и сравнение эффективности надирной и разноугловой схем наблюдений

На основе пары скоординированных обучающих наборов для надирной и разноугловой схемы наблюдений были построены две соответствующие модели инверсии LAI на основе нейросетей с идентичными архитектурами, описанными выше. Для оценки эффективности инверсии LAI этими схемами результаты восстановления LAI сравнивались с исходными значениями LAI, поданными в модель PROSAIL в процессе создания обучающего набора с расчётом метрик точности, включая RMSE, MAE и  $R^2$  (см. табл. 2).

Несмотря на систематическое преимущество разноугловой схемы над классической надирной для всех указанных видов метрик ошибок, можно увидеть, что модельные ошибки оценки LAI надирной и разноугловой схем отличаются незначительно.

Диаграмма рассеяния ошибок оценки LAI на основе разноугловой схемы приведена на рис. 8а. На

рис. 8б приведён график значений ошибок оценки LAI в терминах знаковой разности между исходным и восстановленным значением индекса листовой поверхности (LAI-PredictedLAI), включая динамику среднего значения ошибки (Mean), медиану (Median) и среднеквадратическое отклонение (Std.dev).

Табл. 2. Значения метрик ошибок моделей инверсии для вычисления LAI на основе двух геометрических схем наблюдения

Метрика ошибок	Надирная схема	Разноугловая схема
RMSE	1,00428	1,00051
MAE	0,7102	0,7053
$R^2$	0,7203	0,7227

Графики демонстрируют стандартное для методов инверсии распределение динамики ошибок, в которых точность инверсии до значений LAI  $\approx 6$  остаётся достаточно высокой при значениях стандартного отклонения менее 1. Эффекта раннего насыщения значений инверсии, характерного для статистических методов на основе VI, не наблюдается, хотя неопределённость оценок увеличивается с ростом значений LAI (рис. 8б). Таким образом, найденная архитектура нейросети является достаточно эффективной при описании сложной нелинейной функциональной зависимости между значениями спектрального отклика и значениями LAI.

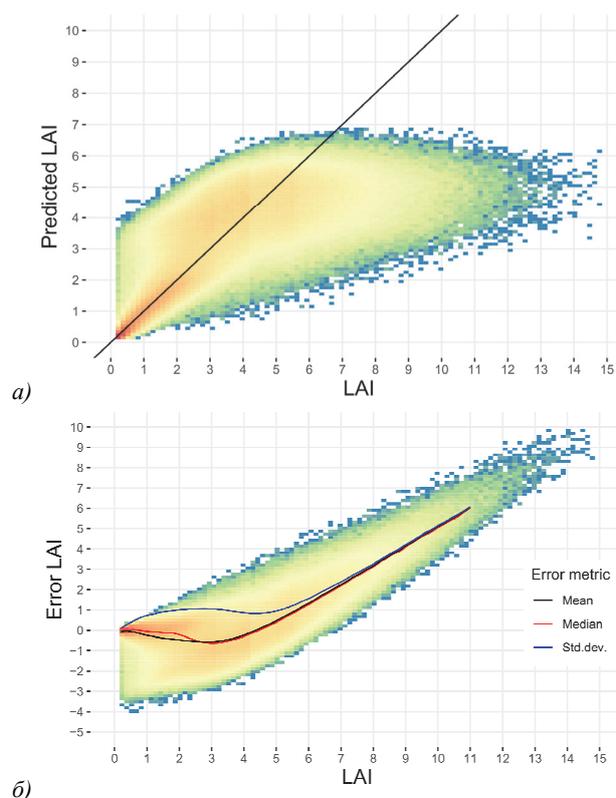


Рис. 8. а) Диаграмма рассеяния при сопоставлении исходных (LAI) и предсказанных (Predicted LAI) значений индекса на основе всего обучающего набора, б) динамика ошибок предсказания LAI

### 6.3. Оценка продукта LAI KMCC путём сравнения с продуктом MCD15A3H

Несмотря на то, что разноугловая схема наблюдений продемонстрировала систематически более высокую точность инверсии по сравнению с классической надирной схемой, приборы серии KMCC-M более не планируются к установке на перспективных аппаратах серии Метеор-М, при этом начиная с 2023 года аппарат Метеор-М №2 с этим прибором выведен из эксплуатации. Таким образом, для решения оперативных задач дистанционной оценки LAI растительного покрова более перспективной является оценка точности LAI по результатам надирной схемы наблюдений.

Для независимой широкомасштабной оценки описанного в настоящей работе продукта LAI, созданного по данным надирных наблюдений прибором KMCC-2 на основе нейросетевой инверсии модели переноса излучения, был обработан набор всех доступных атмосферно-скорректированных мультиспектральных измерений прибором KMCC-2 за полный 2022 год для территории России, что составило около 60 тысяч гранул-дат KMCC при размере каждой гранулы  $1 \times 1^\circ$  или примерно  $2000 \times 2000$  пикселей KMCC. В качестве опоры для сопоставления был использован продукт LAI NASA MCD15A3H [31] – четырёхдневные композитные изображения LAI по данным прибора MODIS (аппараты Terra и Aqua) с пространственным разрешением 500 метров. Каждому изображению MCD15A3H для территории России ставилось в соответствие одномоментное покрытие данными LAI, полученное по данным KMCC-2, соответствующее первому дню 4-дневного интервала. Пары сравниваемых изображений были переведены в географическую проекцию с одинаковым размером пикселя ( $0,004312^\circ$ ), при этом облачность, тени, а также сбойные пиксели были исключены из сравнения с использованием флагов качества и масок мешающих факторов. Интегральные результаты сравнения всех пар изображений за бесснежный период наблюдения территории России с шагом ~2 недели представлен на рис. 9.

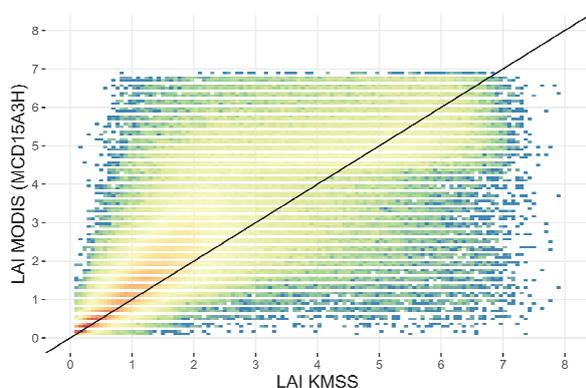


Рис. 9. Диаграмма рассеяния при сопоставлении измерений LAI по данным KMCC-2 и MODIS (продукт MCD15A3H)

Диаграмма рассеяния указывает на достаточно высокий уровень соответствия между продуктами MODIS и KMCC, а интегральные значения метрик ошибок практически совпадают с модельными значениями ошибок модели инверсии LAI по данным KMCC, причём ошибка MAE не превысила модельную:  $RMSE = 1,065$ ,  $MAE = 0,669$ ,  $R^2 = 0,668$ . Наилучшее совпадение наблюдается для нижней части распределения значений LAI (0–3 единиц), а максимальные различия можно заметить в диапазоне 3–5 единиц. Требуется дальнейший анализ пространственного распределения этих ошибок, однако высокие значения LAI на территории России обычно ассоциируются с участками лесной растительности. При этом необходимо отметить, что для лесов России практически отсутствуют распределенные подспутниковые измерения LAI, и любой соответствующий продукт требует независимой инструментальной оценки и валидации на соответствующих биомах, включая взятый в качестве опоры продукт MCD15A3H.

### Заключение

В настоящей работе впервые описан метод дистанционной оценки индекса листовой поверхности LAI по данным приборов серии KMCC российской спутниковой системы Метеор-М с пространственным разрешением 60 метров. Исследована эффективность двух различных геометрических схем наблюдения – классической надирной и характерной для прибора KMCC-M разноугловой с углами  $\pm 8,67^\circ$ . Несмотря на систематическое преимущество разноугловой схемы над классической надирной для всех рассчитанных метрик ошибок, модельные ошибки оценки LAI надирной и разноугловой схемами отличаются незначительно, при этом была достигнута достаточно высокая модельная точность оценки LAI:  $RMSE = 1$ ,  $MAE = 0,705$  и  $R^2 = 0,722$ , которая также подтверждается результатами сравнительного анализа с продуктом-аналогом MCD15A3H. На основе разработанного метода был впервые построен и исследован продукт LAI по данным KMCC-2 с разрешением 60 метров на территорию России за 2022 год. Созданный продукт доступен для научных исследований в системах дистанционного мониторинга растительного покрова семейства Vega (<http://sozvezdie-vega.ru/>).

Авторы ожидают, что разработанный в рамках настоящего исследования метод оценки LAI по данным прибора KMCC повысит эффективность и оперативность приложений, связанных с высокоточным дистанционным экологическим мониторингом на основе данных российских спутниковых систем.

### Благодарности

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-27-00412 (<https://rscf.ru/project/23-27-00412/>) с использованием

ресурсов ЦКП «ИКИ-Мониторинг» [32] и оборудования ЦКП МГУ имени М.В. Ломоносова «Геопортал».

### References

- [1] Weiss M, Jacob F, Duveiller G. Remote sensing for agricultural applications: A meta-review. *Remote Sens Environ* 2020; 236(5): 111402. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111402.
- [2] Waldner F, Schucknecht A, Lesiv M, et al. Conflation of expert and crowd reference data to validate global binary thematic maps. *Remote Sens Environ* 2019; 221: 235-246. DOI: 10.1016/j.rse.2018.10.039.
- [3] Shabanov NV, Bartalev SA, Eroshenko FV, Plotnikov DE. Development of capabilities for remote sensing estimate of Leaf Area Index from MODIS data [In Russian]. *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa* 2018; 15(4): 166-178. DOI: 10.21046/2070-7401-2018-15-4-166-178.
- [4] GCOS, WMO. Systematic observation requirements for satellite-based data products for climate – 2011 update. GCOS, WMO: Geneva, Switzerland; 2011.
- [5] Wang L, Good SP, Caylor KK. Global synthesis of vegetation control on evapotranspiration partitioning. *Geophys Res Lett* 2014; 41(19): 6753-6757. DOI: 10.1002/2014GL061439.
- [6] Boussetta S, Balsamo G, Beljaars A, Kral T, Jarlan L. Impact of a satellite-derived leaf area index monthly climatology in a global numerical weather prediction model. *Int J Remote Sens* 2013; 34(9-10): 3520-3542. DOI: 10.1080/01431161.2012.716543.
- [7] Fuster B, Sánchez-Zapero J, Camacho F, García-Santos V, Verger A, Lacaze R, Weiss M, Baret F, Smets B. Quality assessment of PROBA-V LAI, fAPAR and fCOVER collection 300 m products of copernicus global land service. *Remote Sens* 2020; 12(6): 1017. DOI: 10.3390/rs12061017.
- [8] Yang W, Shabanov NV, Huang D, Wang W, Dickinson RE, Nemani RR, Knyazikhin Y, Myneni RB. Analysis of leaf area index products from combination of MODIS Terra and Aqua data. *Remote Sens Environ* 2006; 104(3): 297-312. DOI: 10.1016/j.rse.2006.04.016.
- [9] Bacour C, Baret F, Béal D, Weiss M, Pavageau K. Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAI × Cab, from top of canopy MERIS reflectance data: Principles and validation. *Remote Sens Environ* 2006; 105(4): 313-325. DOI: 10.1016/j.rse.2006.07.014.
- [10] Polyanskiy IV, Zhukov BS, Kondratieva TV, Prokhorova SA, Smetanin PS. Medium-resolution multispectral satellite imaging system for hygrometeorological spacecraft [In Russian]. *Sovremennye Problemy Distantsionnogo Zondirovaniya Zemli iz Kosmosa* 2019; 16(6): 83-92. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-6-83-92.
- [11] Plotnikov DE, Kolbudaev PA, Matveev AM, et al. Accuracy assessment of atmospheric correction of KMSS-2 Meteor-M #2.2 Data over Northern Eurasia. *Remote Sens* 2023; 15(18): 4395. DOI: 10.3390/rs15184395.
- [12] Plotnikov DE, Kolbudaev PA, Loupian EA. An automatic method for subpixel registration of KMSS-M imagery based on coarse-resolution actualized reference. *Computer Optics* 2022; 46(5): 818-827. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1098.
- [13] Plotnikov DE, Loupian EA, Kolbudaev PA, et al. Daily surface reflectance reconstruction using LOWESS on the example of various satellite systems. VIII Int Conf on Information Technology and Nanotechnology (ITNT) 2022: 1-5. DOI: 10.1109/ITNT55410.2022.9848630.
- [14] Kuusk A. Canopy radiative transfer modeling. In Book: Liang S, ed. *Comprehensive remote sensing*, Volume 3. Oxford: Elsevier; 2018: 9-22. DOI: 10.1016/B978-0-12-409548-9.10534-2.
- [15] Baret F, Buis S. Estimating canopy characteristics from remote sensing observations: Review of methods and associated problems. In Book: Liang S, ed. *Advances in land remote sensing. System, modeling, inversion and application*. Springer Science+Business Media BV; 2008: 173-201. DOI: 10.1007/978-1-4020-6450-0\_7.
- [16] Goel NS. Inversion of canopy reflectance models for estimation of biophysical parameters from reflectance data. In Book: Asrar G, ed. *Theory and applications of optical remote sensing*. New York: Wiley; 1989: 205-251.
- [17] Berger K, Atzberger C, Danner M, D'Urso G, Mauser W, Vuolo F, Hank T. Evaluation of the PROSAIL model capabilities for future hyperspectral model environments: A review study. *Remote Sens* 2018; 10(1): 85. DOI: 10.3390/rs10010085.
- [18] Bacour C, Jacquemoud S, Leroy M, et al. Reliability of the estimation of vegetation characteristics by inversion of three canopy reflectance models on airborne POLDER data. *Agronomie* 2002; 22(6): 555-565. DOI: 10.1051/agro:2002039.
- [19] Li L, Jamieson K, DeSalvo G, Rostamizadeh A, Talwalkar A. Hyperband: A novel bandit-based approach to hyperparameter optimization. *J Mach Learn Res* 2018; 18(1): 6765-6816.
- [20] Feret JB, François C, Asner GP, et al. PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments. *Remote Sens Environ* 2008; 112(6): 3030-3043. DOI: 10.1016/j.rse.2008.02.012.
- [21] Féret JB, Gitelson AA, Noble SD, Jacquemoud S. PROSPECT-D: Towards modeling leaf optical properties through a complete lifecycle. *Remote Sens Environ* 2017; 193: 204-215. DOI: 10.1016/j.rse.2017.03.004.
- [22] Scurlock JMO. Worldwide historical estimates of leaf area index, 1932-2000. ORNL/TM-2001/268. Oak Ridge National Lab; 2002.
- [23] Weiss M, Baret F, Jay S. S2ToolBox Level 2 products LAI, FAPAR, FCOVER. Research Report. EMMAH-CAPTE, INRAE Avignon; 2020.
- [24] Masson V, Champeaux JL, Chauvin F, Meriguet C, Lacaze R. A global database of land surface parameters at 1-km resolution in meteorological and climate models. *J Clim* 2003; 16(9): 1261-1282. DOI: 10.1175/1520-0442(2003)16<1261:AGDOLS>2.0.CO;2.
- [25] Baret F, Morisette JT, Fernandes RA, et al. Evaluation of the representativeness of networks of sites for the global validation and intercomparison of land biophysical products: Proposition of the CEOS-BELMANIP. *IEEE Trans Geosci Remote Sens* 2006; 44(7): 1794-1803. DOI: 10.1109/TGRS.2006.876030.
- [26] Weiss M, Baret F, Smith GJ, Jonckheere I, Coppin P. Review of methods for in situ leaf area index (LAI) determination: Part II. Estimation of LAI, errors and sampling. *Agric For Meteorol* 2004; 121(1-2): 37-53. DOI: 10.1016/j.agrformet.2003.08.001.
- [27] Garrigues S, Shabanov NV, Swanson K, Morisette JT, Baret F, Myneni RB. Intercomparison and sensitivity analysis of Leaf Area Index retrievals from LAI-2000, AccuPAR, and digital hemispherical photography over croplands. *Agric For Meteorol* 2008; 148(8-9): 1193-1209. DOI: 10.1016/j.agrformet.2008.02.014.

- [28] Weiss M, Baret F, Leroy M, Hauteœur O, Bacour C, Prevol L, Bruguier N. Validation of neural net techniques to estimate canopy biophysical variables from remote sensing data. *Agronomie* 2002; 22(6): 547-554. DOI: 10.1051/agro:2002036.
- [29] Liu W, Baret F, Gu X, Zhang B, Tong Q, Zheng L. Evaluation of methods for soil surface moisture estimation from reflectance data. *Int J Remote Sens* 2003; 24(10): 2069-2083. DOI: 10.1080/01431160210163155.
- [30] Jacquemoud S, Baret F, Hanocq JF. Modeling spectral and bidirectional soil reflectance. *Remote Sens Environ* 1992; 41(2-3): 123-132. DOI: 10.1016/0034-4257(92)90072-R.
- [31] Myneni R, Knyazikhin Y, Park T. MODIS/Terra+Aqua Leaf Area Index/FPAR 4-Day L4 Global 500m SIN Grid V061 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center. 2024. Source: <<https://catalog.data.gov/dataset/modis-terraaqua-leaf-area-index-fpar-4-day-l4-global-500m-sin-grid-v061-73ff7>>. DOI: 10.5067/MODIS/MCD15A3H.061.
- [32] Loupian EA, Proshin AA, Bourtsev MA, Balashov IV, Bartalev SA, Efremov VYu, Kashnitskiy AV, Mazurov AA, Matveev AM, Sydneva OA, Sychugov IG, Tolpin VA, Uvarov IA. IKI center for collective use of satellite data archiving, processing and analysis systems aimed at solving the problems of environmental study and monitoring [In Russian]. *Sovremennye Problemy Distantionnogo Zondirovaniya Zemli iz Kosmosa* 2015; 12(5): 263-284. DOI: 10.21046/2070-7401-2017-14-7-136-152.

### Сведения об авторах

**Плотников Дмитрий Евгеньевич**, 1984 года рождения, окончил в 2007 году факультет аэрофизики и космических исследований по специальности «Прикладные математика и физика» Московского физико-технического института (национальный исследовательский университет). В настоящее время заведующий сектором в отделе технологии спутникового мониторинга Института космических исследований РАН. Кандидат физико-математических наук по специальности 01.04.01 (2012 год). Область научных интересов: дистанционный мониторинг и оценка состояния растительного покрова, оценка биофизических характеристик растительности, математическое моделирование экосистем, методы машинного обучения. ORCID: 0000-0002-1272-7050. E-mail: [dmitplot@d902.iki.rssi.ru](mailto:dmitplot@d902.iki.rssi.ru)

**Чжоу Цзыяо**, 1999 года рождения, в 2024 году окончил факультет космических исследований Московского государственного университета им. Ломоносова по специальности «Прикладная математика и информатика». В настоящее время работает инженером алгоритмов дистанционного зондирования Земли из космоса. Направление исследований: технологии дистанционного зондирования Земли, количественные дистанционное зондирование, методы машинного обучения. E-mail: [zyaozhou48@gmail.com](mailto:zyaozhou48@gmail.com)

**Колбудаев Павел Алексеевич**, 1987 года рождения, в 2010 году окончил Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет) по специальности «Прикладная математика и физика», специализация «Космическая физика». В настоящее время работает в Институте космических исследований РАН в отделе технологии спутникового мониторинга. Область научных интересов: технологии дистанционного зондирования Земли, программирование, обработка спутниковых данных, методы глубокого обучения. E-mail: [kolbudaev@d902.iki.rssi.ru](mailto:kolbudaev@d902.iki.rssi.ru)

**Лупян Евгений Аркадьевич**, 1961 года рождения, окончил в 1984 году факультет проблем физики и энергетики Московского физико-технического института (национальный исследовательский университет). В 1998 году защитил диссертацию на соискание степени доктора технических наук. В настоящее время заведующий отделом технологии спутникового мониторинга и руководитель работ ИКИ РАН в области дистанционного зондирования Земли из космоса. Область научных интересов: разработка методов, технологий и информационных систем автоматизированной обработки спутниковых данных для решения геоэкологических задач. E-mail: [smis@d902.iki.rssi.ru](mailto:smis@d902.iki.rssi.ru)

**Матвеев Алексей Матвеевич**, 1985 года рождения, в 2008 году окончил Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет) по специальности «Прикладная математика и физика». С 2006 г. и по настоящее время работает в Институте космических исследований РАН в отделе технологии спутникового мониторинга в должности ведущего инженера. Область научных интересов: технологии дистанционного зондирования Земли, программирование, автоматизация процессов обработки данных, предварительная обработка спутниковых данных. E-mail: [matveev@d902.iki.rssi.ru](mailto:matveev@d902.iki.rssi.ru)

**Зимин Михаил Викторович**, 1977 года рождения, в 2001 году окончил географический факультет МГУ имени М.В. Ломоносова с присуждением степени магистра географии и картографии. В 2009 году защитил диссертацию на соискание степени кандидата географических наук. С 2019 года ведущий научный сотрудник географического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова. В настоящее время заведующий лабораторией аэрокосмических методов, кафедры картографии и геоинформатики, географического факультета МГУ имени

М.В. Ломоносова. Область научных интересов: разработка методов дешифрирования материалов дистанционного зондирования, экологическое картографирование, оценка состояния и мониторинг арктических территорий. ORCID: 0000-0003-4789-2192. E-mail: [ziminmv@mail.ru](mailto:ziminmv@mail.ru)

**Жуков Борис Сергеевич**, 1951 года рождения, окончил в 1975 году факультет аэрофизики и космических исследований Московского физико-технического института (национальный исследовательский университет). В 1973 году защитил диссертацию на соискание степени кандидата физико-математических наук. В настоящее время работает в Институте космических исследований РАН в отделе «Опτικο-физические исследования» в должности старшего научного сотрудника. Область научных интересов: методы, технические средства и обработка данных дистанционного зондирования Земли и тел Солнечной системы, автономная оптическая навигация космических аппаратов. E-mail: [bzhukov@cosmos.ru](mailto:bzhukov@cosmos.ru)

**Кондратьева Татьяна Викторовна**, 1968 года рождения, в 1993 году окончила Московский институт радиотехники, электроники и автоматики (Российский технологический университет), факультет электронной и оптоэлектронной техники. В 2003 году защитила диссертацию на соискание степени кандидата физико-математических наук. В настоящее время работает в Институте космических исследований РАН в отделе «Опτικο-физические исследования» в должности старшего научного сотрудника. Область научных интересов: разработка опτικο-электронных приборов космического назначения, программирование, предварительная обработка спутниковых данных. E-mail: [tkondratieva@cosmos.ru](mailto:tkondratieva@cosmos.ru)

**Лебедев Святослав Валерьевич**, 1974 года рождения, окончил в 1996 году Оренбургский государственный аграрный университет. В 2009 году защитил диссертацию на соискание степени доктора биологических наук. С 2021 года директор Федерального научного центра биологических систем и агротехнологий РАН. С 2022 года член-корреспондент РАН. Область научных интересов: агро- и биотехнология, разработка методов увеличения продуктивности в растениеводстве. E-mail: [lsv74@list.ru](mailto:lsv74@list.ru)

---

ГРНТИ: 89.57.35

Поступила в редакцию 04 октября 2024 г. Окончательный вариант – 08 ноября 2024 г.

---

---

# Development and assessment of Leaf Area Index of Russia's vegetation cover based on multi-angular observations by KMSS (Meteor-M) and neural network inversion of PROSAIL model

D.E. Plotnikov<sup>1</sup>, Z. Zhou<sup>2</sup>, P.A. Kolbudaev<sup>1</sup>, E.A. Loupian<sup>1</sup>, A.M. Matveev<sup>1</sup>, M.V. Zimin<sup>2</sup>,  
B.S. Zhukov<sup>1</sup>, T.V. Kondratieva<sup>1</sup>, S.V. Lebedev<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Space Research Institute of the Russian Academy of Sciences, Profsoyuznaya Str. 84/32, Moscow, 117997, Russia;

<sup>2</sup> Moscow State University, Leninskie gory 1, Moscow, 119991, Russia;

<sup>3</sup> Federal Research Centre of Biological Systems and Agrotechnologies of the Russian Academy of Sciences, 9 Yanvarya Str. 29, Orenburg, 460000, Russia

## Abstract

The paper describes, for the first time, a methodology for Leaf Area Index (LAI) retrieval using a remote sensing device KMSS mounted onboard the Russian satellite Meteor-M with a 60-m spatial resolution. The method is based on the inversion of a PROSAIL radiative transfer model which ingests boundary conditions of the parameters, KMSS surface reflectance data and scene geometrical properties, including observation and illumination conditions. A parameterized and trained fully connected neural network was used as an inversion algorithm. When creating the training sample set, a complete orthogonal plan was used to account for all interactions between input parameters of the model, as well considering their distributions and co-distributions of linked parameters based on a meta-analysis of literature. In this work, the effectiveness of two different geometrical observation schemes was investigated – the classical nadir and the multi-angular, with angles  $\pm 8.67^\circ$ . A reasonably high model accuracy of LAI retrieval was reached: RMSE=1, MAE=0.705 and  $R^2=0.722$ . Based on the developed method, KMSS-2-based and 60-meters-resolution LAI product was produced and tested over the territory of Russia using 2022-year data. A pixel-wise comparison of KMSS-2 LAI with NASA MODIS LAI product (MCD15A3H) for the snow-free period of the year 2022 also indicate that the proposed product has sufficiently high-level characteristics: RMSE=1.065, MAE=0.669 and  $R^2=0.668$ . The method for LAI retrieval based on KMSS data developed within this study will increase the efficiency and operability of applications related to detailed environmental monitoring based on remote sensing data from Russian satellite systems.

**Keywords:** LAI, KMSS, PROSAIL, Meteor-M, multi-angular observations, neural network inversion, orthogonal plan, vegetation cover, biophysical parameters.

**Citation:** Plotnikov DE, Zhou Z, Kolbudaev PA, Loupian EA, Matveev AM, Zimin MV, Zhukov BS, Kondratieva TV, Lebedev SV. Development and assessment of Leaf Area Index of Russia's vegetation cover based on multi-angular observations by KMSS (Meteor-M) and neural network inversion of PROSAIL model. *Computer Optics* 2025; 49(3): 504-516. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1621.

**Acknowledgements:** This research was funded by Russian Science Foundation, project No. 23-27-00412 (<https://rscf.ru/project/23-27-00412/>).

---

## Author's information

**Dmitry Evgenievich Plotnikov** (b. 1984) graduated from Moscow Institute of Physics and Technology (MIPT, National Research University), faculty of Aerophysics and Space Research, majoring in Applied Mathematics and Physics. Currently he is Head of the sector in the Department of Satellite Monitoring Technologies at the Space Research Institute of Russian Academy of Sciences. Ph.D in Experimental Physics (2012). Research interests: remote monitoring and assessment of vegetation cover, vegetation biophysical parameters retrieval, ecosystems modeling, machine learning. ORCID: 0000-0002-1272-7050. E-mail: [dmitplot@d902.iki.rssi.ru](mailto:dmitplot@d902.iki.rssi.ru)

**Ziyao Zhou** (b. 1999) graduated from Moscow State University, Faculty of Space Research with a degree in Applied Mathematics and Computer Science. Currently, his occupation is an engineer of algorithms for Earth remote sensing. Research area: Earth remote sensing technologies, quantitative remote sensing, machine learning. E-mail: [ziyaozhou48@gmail.com](mailto:ziyaozhou48@gmail.com)

---

---

**Pavel Alekseevich Kolbudaev** (b. 1987) graduated from Moscow Institute of Physics and Technology (MIPT, National Research University) in 2010, majoring in Applied Mathematics and Physics. Currently he has a position in the Department of Satellite Monitoring Technologies at the Space Research Institute of Russian Academy of Sciences. Research interests: Earth remote sensing technologies, programming, satellite data processing, deep learning. E-mail: [kolbudaev@d902.iki.rssi.ru](mailto:kolbudaev@d902.iki.rssi.ru)

**Evgeny Arkadieevich Loupian** (b. 1961) graduated from Moscow Institute of Physics and Technology (MIPT, National Research University), faculty of Problems of Physics and Energy. Doctor of Sciences since 1998. Currently, he is Head of the Department of Satellite Monitoring Technologies. Research interests: development of methods, technologies and information systems for automated processing of satellite data for geocological applications. E-mail: [smis@d902.iki.rssi.ru](mailto:smis@d902.iki.rssi.ru)

**Aleksey Matveevich Matveev** (b. 1985) graduated from the Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University) in 2008 majoring in Applied Mathematics and Physics. Since 2006, he has been working at the Space Research Institute of the Russian Academy of Sciences in the Department of Satellite Monitoring Technologies as a leading engineer. Research interests: Earth remote sensing technologies, programming, workflows automation, satellite data preprocessing. E-mail: [matveev@d902.iki.rssi.ru](mailto:matveev@d902.iki.rssi.ru)

**Mikhail Viktorovich Zimin** (b. 1977) graduated from the Geography Department of Moscow State University in 2001 with a master's degree in Geography and Cartography. In 2009, he gained Ph.D. in Geographical Sciences. Since 2019, he has been a leading researcher at the Geography Faculty of Moscow State University. Currently, he is Head of the Laboratory of Aerospace Methods, Department of Cartography and Geoinformatics, Faculty of Geography, Moscow State University. Research interests: development of methods for remote sensing data processing, environmental mapping, assessment of the state and monitoring of Arctic territories. ORCID: 0000-0003-4789-2192. E-mail: [ziminmv@mail.ru](mailto:ziminmv@mail.ru)

**Boris Sergeevich Zhukov** (b. 1951) graduated in 1975 from the Faculty of Aerophysics and Space Research of the Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University). In 1973, he defended his dissertation for the degree of Candidate of Physical and Mathematical Sciences. Currently, he works at the Institute of Space Research of the Russian Academy of Sciences in the Department of Optical and Physical Research as a senior researcher. Research interests: methods, technical means and data processing of remote sensing of the Earth and bodies of the Solar system, autonomous optical navigation of spacecraft. E-mail: [bzhukov@cosmos.ru](mailto:bzhukov@cosmos.ru)

**Tatyana Viktorovna Kondratieva** (b. 1968) graduated from the Moscow Institute of Radio Engineering, Electronics and Automation (Russian Technological University), Faculty of Electronic and Optoelectronic Engineering in 1993. In 2003, she defended her dissertation for the degree of Candidate of Physical and Mathematical Sciences. Currently, he works at the Space Research Institute of the Russian Academy of Sciences in the Department of Optical and Physical Research as a senior researcher. Research interests: development of space-based optoelectronic devices, programming, satellite data preprocessing. E-mail: [tkondratieva@cosmos.ru](mailto:tkondratieva@cosmos.ru)

**Svyatoslav Valeryevich Lebedev** (b. 1974) graduated from Orenburg State Agrarian University in 1996. In 2009, he gained Doctor of Biological Sciences degree. Since 2021, he is Director of the Federal Scientific Center for Biological Systems and Agrotechnologies of the Russian Academy of Sciences. Since 2022, he has been a corresponding member of the Russian Academy of Sciences. Research interests: agro- and biotechnology, development of methods to increase productivity in crop production. E-mail: [lsv74@list.ru](mailto:lsv74@list.ru)

---

*Received October 04, 2024. The final version – November 08, 2024.*

---