

ЭНЕРГЕТИКА



Научная статья

УДК 620.91:330.15

<https://doi.org/10.21285/1814-3520-2023-1-109-122>

Оценка суммарной солнечной радиации с суточной детализацией на основе регрессионных моделей

И.Н. Маленкова^{1✉}, В.А. Шакиров²¹Братский государственный университет, г. Братск, Россия²Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН, г. Иркутск, Россия

Резюме. Цель – на основе анализа опубликованных данных по разработке регрессионных моделей оценки потока суммарной солнечной радиации предложить новые регрессионные модели с использованием доступных метеорологических данных. Представлены основные этапы разработки регрессионных моделей и подходы к их реализации. Разработка и сравнение точности моделей выполнены на основе метеорологических данных (максимальная и минимальная температура, влажность воздуха, общая и нижняя облачность) г. Иркутск за период 2007–2019 гг. При калибровке и валидации моделей использовались открытые базы данных наземных измерений метеостанций. В результате проведенного анализа литературных источников представлены основные этапы разработки регрессионных моделей и подходы к их реализации. Проведена калибровка и валидация 10 известных и 7 новых регрессионных моделей, в том числе 3 на основе метода опорных векторов. Показано, что наибольшую точность для оценки суммарной солнечной радиации с суточной детализацией показали новые модели, использующие данные о температуре и влажности воздуха, атмосферном давлении, общей и нижней облачности. Минимальная средняя абсолютная ошибка рассмотренных известных моделей при оценке суточных значений суммарной солнечной радиации за период 2016–2019 гг. составила 627,52 Вт·ч/м²·сут, новых предложенных регрессионных моделей – 504,7 Вт·ч/м²·сут, регрессионных моделей на основе метода опорных векторов – 463,2 Вт·ч/м²·сут. На основе анализа средней ошибки смещения определены модели, имеющие наибольшую точность для оценки месячных и годовых сумм суммарной солнечной радиации: известная регрессионная модель, использующая данные о влажности воздуха, а также регрессионная модель на основе метода опорных векторов.

Ключевые слова: солнечная радиация, регрессионная модель, метод опорных векторов, валидация, калибровка, метеорологические параметры

Благодарности: Работа выполнена в рамках проекта государственного задания (№ FWEU-2021-0004) программы фундаментальных исследований РФ на 2021–2030 гг. с использованием ресурсов ЦКП «Высокотемпературный контур» (Минобрнауки России, проект № 13.ЦКП.21.0038).

Для цитирования: Маленкова И.Н., Шакиров В.А. Оценка суммарной солнечной радиации с суточной детализацией на основе регрессионных моделей // iPolytech Journal. 2023. Т. 27. № 1. С. 109–122. <https://doi.org/10.21285/1814-3520-2023-1-109-122>.

POWER ENGINEERING

Original article

Evaluation of total solar radiation with daily breakdown based on regression models

Inessa N. Malenkova^{1✉}, Vladislav A. Shakirov²¹Bratsk State University, Bratsk, Russia²Melentiev Energy Systems Institute SB RAS, Irkutsk, Russia

Abstract. The study aims to propose new regression models using available weather data by analyzing the data published on the development of regression models for evaluating the flux of total solar radiation. Following an analysis of literature sources, primary stages in developing regression models and approaches to their implementation are described. Models are developed and compared for accuracy based on weather data (maximum and minimal temperature, air humidity, overall and lower cloudiness) in Irkutsk over 2007–2019. For calibration and validation of the models, open databases of ground measurements of weather stations were used. Ten known and seven new regression models were calibrated and validated, including three models based on the support vector method. The new models based on air temperature and humidity, atmospheric pressure, as well as overall and lower cloudiness, showed the highest accuracy in evaluating the total solar radiation with daily breakdown. The maximum mean absolute error in evaluating daily total solar radiation over 2016–2019 comprised 627.52 W·h/m²·day for the analyzed known models, 504.7 W·h/m²·day for the newly proposed regression models, and 463.2 W·h/m²·day for the regression models based on the support vector method. The conducted analysis of the mean bias error revealed models having the highest accuracy in evaluating monthly and annual sums of total solar radiation were determined. These include a known regression model using air humidity data and a regression model based on the support vector method.

Keywords: solar radiation, regression model, support vector machine, validation, calibration, meteorological parameters

Acknowledgements: The research was carried out under the State Assignment Project (no. FWEU-2021-0004) of the Fundamental Research Program of the Russian Federation for the period from 2021 to 2030 using the resources of the High-Temperature Circuit Multi-Access Research Center (Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, project no. 13. ЦКП.21.0038).

For citation: Malenkova I.N., Shakirov V.A. Evaluation of total solar radiation with daily breakdown based on regression models. *iPolytech Journal*. 2023;27(1):109-122. (In Russ.). <https://doi.org/10.21285/1814-3520-2023-1-109-122>.

ВВЕДЕНИЕ

С каждым годом в мире растет актуальность использования возобновляемых источников энергии (ВИЭ). На начало 2022 г. установленная мощность солнечных электростанций (СЭС) Единой энергетической системы России составила 1960,62 МВт³. Основные объемы мощностей СЭС были введены в период с 2015 г. в рамках реализации механизма государственной поддержки – договора о предоставлении мощности квалифицированных генерирующих объектов, функционирующих на основе использования ВИЭ. В октябре 2021 г. Правительством Российской Федерации было принято решение продлить действующую программу поддержки ВИЭ до 2035 г. с выделением 360 млрд руб. для обеспечения строительства дополнительных 6,7 ГВт новой мощности ВИЭ [1, 2]. В изолированных и труднодоступных районах в последние годы также наблюдается устойчивая тенденция вовлечения солнечной генерации для снижения расхода топлива на дизельных электростанциях. Дальнейшее развитие генерации ВИЭ отвечает целям стратегии социально-экономи-

ческого развития России с низким уровнем выбросов парниковых газов до 2050 года⁴. <https://www.wildberries.ru/lk/basket>

Несмотря на стремительное развитие и внедрение технологий преобразования солнечной энергии, проблема оценки поступающей солнечной радиации все еще остается актуальной для многих регионов мира. Это связано с высокой стоимостью измерительного оборудования и сложностью его эксплуатации. На интенсивность солнечной радиации (СР) оказывают влияние различные природно-климатические факторы. Это влияние положено в основу построения регрессионных моделей, которые представляют собой зависимость потока солнечной радиации от определенного набора метеорологических, географических и геометрических параметров [3].

Благодаря простоте и при этом достаточной точности регрессионные модели широко применяются во всем мире для оценки СР [4]. На сегодняшний день нет единственной оптимальной модели, набор параметров которой можно было бы считать универсальным, а ее применение давало бы точный результат в

³Единая энергетическая система России: промежуточные итоги: оперативные данные за январь 2022 года. [Электронный ресурс]. URL: https://www.so-ups.ru/fileadmin/files/company/reports/ups-review/2022/ups_review_0122.pdf (01.04.2022).

⁴Стратегия социально-экономического развития Российской Федерации с низким уровнем выбросов парниковых газов до 2050 года. Утв. Распоряжением Правительства Российской Федерации № 3052-р от 29.10.2021.

любом регионе мира. Необходимо отметить, что точность модели не может зависеть от ее структуры и многообразия входных параметров. Часто упрощенные модели показывают более точные результаты. Это было подчеркнуто многими исследователями [5–8]. Поэтому при разработке регрессионных моделей необходимо обеспечить компромисс между точностью и сложностью модели, а также доступностью исходных данных.

Авторами статьи были проанализированы исследования по разработке и сравнению точности регрессионных моделей оценки СР в таких странах, как Китай, Индия, Иран, Фиджи, Мексика. Проведенный обзор научных работ позволяет выявить основные закономерности и влияющие факторы при разработке регрессионных моделей оценки СР.

Так, в работе [9] представлен широкий обзор 294 моделей, использующих разнообразные метеорологические и географические параметры для оценки солнечной радиации в различных регионах мира. Исследование показывает, что модели, основанные на данных о продолжительности солнечного сияния, как правило, более точны, чем модели, основанные на данных о температуре, влажности воздуха или других метеорологических параметрах. При этом выбор модели для конкретного региона зависит от природно-климатических условий и доступных данных.

В исследовании [10] для оценки СР с суточной детализацией в Китае во внимание принимаются климатические особенности региона, учитывается тропический климат, для которого характерны период засухи и сезон дождей. На основе анализа точности моделей по статистическим показателям были выделены наиболее эффективные регрессионные модели как для года в целом, так и для характерных сезонов. Исследование показало, что разработка сезонных моделей позволяет повысить точность оценки СР [10].

В работе [11] по оценке солнечной радиации для территории Фиджи также отмечается необходимость учета климатических особенностей региона. Выбор регрессионных моделей осуществлен на основе наиболее доступных для региона метеорологических параметров. Наибольшую точность оценки солнечной

радиации обеспечили модели, учитывающие продолжительность солнечного сияния, среднемесячную продолжительность дня, влажность и температуру воздуха.

Из-за ограниченности данных измерений метеостанций в исследовании [12] для полуострова Юкатан были предложены модели на основе наиболее доступных метеорологических параметров: температуры, продолжительности солнечного сияния, количества осадков, облачности, а также географических параметров: долготы, высоты над уровнем моря. Результаты исследования показали, что наибольшую точность обеспечивают регрессионные модели на основе данных о количестве осадков, относительной влажности, температуре. Разработаны модели оценки СР на основе ограниченного набора данных – только температуры, температуры и количества осадков.

Во многих исследованиях для оценки солнечной радиации используются методы машинного обучения. В большинстве случаев они обеспечивают наибольшую точность, но связаны с необходимостью подготовки большого объема данных и сложностью настройки параметров моделей. Наиболее целесообразно использование таких подходов к оценке солнечной радиации в районах с антропогенным влиянием. В целом ряде работ была отмечена высокая точность регрессионных моделей на основе метода опорных векторов (Support vector machine) [3, 13].

В результате анализа вышеприведенных исследований авторами работы было установлено, что на сегодняшний день очень сложно дать оценку СР, базируясь на конкретной регрессионной модели или группе моделей. Для каждого региона необходимо принимать во внимание определенный набор факторов, который будет учитывать его природно-климатические, географические и экологические особенности.

Целями исследования является описание основных этапов разработки регрессионных моделей и моделей на основе метода опорных векторов; разработка на примере г. Иркутск группы регрессионных моделей, а также моделей на основе метода опорных векторов и сравнение их по точности.

МЕТОДИКА РАЗРАБОТКИ РЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ ПОТОКА СОЛНЕЧНОЙ РАДИАЦИИ

Для того чтобы установить зависимость между метеорологическими, географическими, геометрическими параметрами и потоком СР в исследуемом районе, необходимо выполнить ряд этапов разработки регрессионных моделей (рис. 1).

Разработка регрессионных моделей начинается с анализа природно-климатических особенностей исследуемого района. Необходимо обратить внимание на тип климата и выявить присущие ему закономерности: температурный режим и режим осадков в зависимости от времени года. Следует учитывать, что климатический режим может изменяться в зависимости от различных факторов: близости к крупным водным объектам, горной местности, объектам антропогенного влияния и др. Учет особенностей исследуемого района важен для определения необходимости построения нескольких регрессионных моделей для различных сезонов.

Также на первом этапе проводится сбор метеорологических данных для исследуемого района с использованием открытых баз данных. Одним из основных источников данных о СР является Мировой центр радиационных данных (МЦРД)⁵. Данные за период с 1964 г. по настоящее время представлены с суточной детализацией по следующим показателям: суммарная и рассеянная СР, радиационный баланс земной поверхности, продолжительность солнечного сияния. Данные во многих пунктах имеют пропуски продолжительностью от суток до нескольких лет.

Многолетние архивы метеорологических наблюдений за температурой и влажностью воздуха, облачностью и атмосферным давлением доступны на сайте «Расписание погоды»⁶. Этот источник данных представляет информацию о фактической погоде, полученную с наземных метеостанций в форматах SYNOP и METAR. В табл. 1 представлены доступные параметры, наиболее часто используемые при разработке регрессионных моделей оценки солнечной радиации.

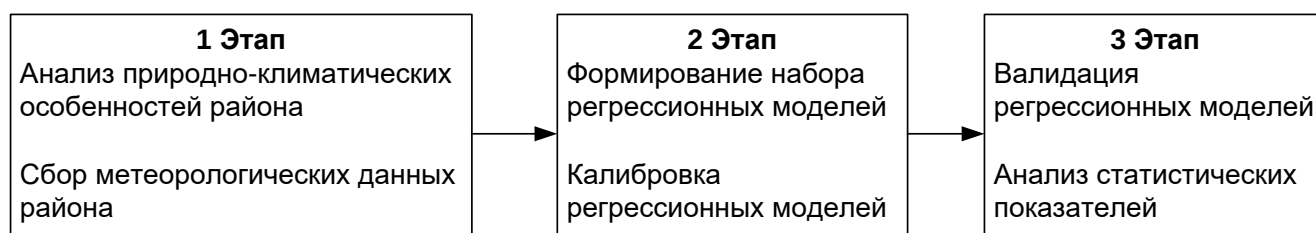


Рис. 1. Этапы разработки регрессионных моделей
Fig. 1. Development stages of regression models

Таблица 1. Параметры, используемые для построения регрессионных моделей

Table 1. Parameters used to build regression models

Параметр	Единица измерения	Обозначение
Общая облачность	балл	C_t
Нижняя облачность	балл	C_l
Температура	°C	T
Относительная влажность	%	RH
Давление	Па	P

⁵Мировой Центр радиационных данных [Электронный ресурс]. URL: <http://wrdc.mgo.rssi.ru/> (14.04.2022).

⁶Расписание погоды [Электронный ресурс]. URL: <https://rp5.ru/> (14.04.2022).

Как отмечалось ранее, не все метеостанции оснащены оборудованием для регистрации полного комплекса метеорологических параметров. Например, на большинстве метеостанций не проводится измерение продолжительности солнечного сияния. Этот параметр является одним из ключевых при построении регрессионных моделей. Данная проблема повышает актуальность определения альтернативного набора доступных параметров, который будет обеспечивать высокую точность модели.

На втором этапе (см. рис. 1) проводится формирование набора регрессионных моделей и их калибровка.

Регрессионные модели могут представлять собой как линейную, так и нелинейную зависимость ряда метеорологических, географических, геометрических параметров от потока солнечной радиации. Достаточно высокую точность, как правило, позволяет обеспечить линейная модель [14]:

$$\frac{H}{H_0} = \sum_{i=1}^n k_i \cdot x_i, \quad (1)$$

где H – поток суммарной СР; H_0 – поток внеатмосферной СР; k_i – параметры модели; n – количество параметров; x_i – коэффициенты линейной регрессии.

Поток внеатмосферной СР определяется по формуле (2):

$$H_0 = \frac{12 \cdot 360 \cdot G_{SC}}{\pi} \cdot \left[1 + 0,033 \cos\left(\frac{360 \cdot N}{365}\right) \right] \cdot \left\{ \cos(L) \cdot \cos(\delta) \cdot [\sin(h_2) - \sin(h_1)] + \left[\frac{\pi \cdot (h_2 - h_1)}{180} \right] \cdot \frac{1}{2} \sin(L) \cdot \sin(\delta) \right\}, \quad (2)$$

где G_{SC} – солнечная постоянная, равная 1367 Вт/м²; N – порядковый номер дня от 1 до 365; L – широта местности, рад; δ – угол склонения солнца, рад; h_2 и h_1 – часовые углы солнца, соответствующие интервалу оценки, рад.

В зависимости от набора доступных параметров на основе ранее выполненных исследований [3, 9, 11] может быть сформирован набор регрессионных моделей. Также могут

быть предложены и новые модели на основе комбинации известных зависимостей или путем добавления дополнительных параметров.

Определение коэффициентов линейной регрессии (калибровка модели) осуществляется на основе большей части доступных данных (до 80%) наземных измерений метеостанций.

Коэффициенты линейной регрессионной модели могут быть определены с помощью средств автоматизации расчетов Microsoft Excel с использованием модуля «Поиск решений».

На третьем этапе (см. рис. 1) проводится оценка точности моделей по части данных, оставленных для валидации. Этот процесс сопровождается расчетом разнообразных статистических показателей. Одними из наиболее часто используемых являются показатели средней абсолютной ошибки (MAE от англ. Mean Absolute Error) и средней ошибки смещения (MBE от англ. Mean Bias Error) [15].

$$MAE = \frac{1}{t} \cdot \sum_{i=1}^t |H_i - H_m|, \quad (4)$$

где t – количество измерений СР, по которым проводится сравнение; H_i – расчетное значение потока СР; H_m – измеренное значение потока СР.

Чем ниже значение MAE, тем выше точность модели [11].

MBE является индикатором среднего отклонения расчетных значений от измеренных и описывает систематическую ошибку или погрешность:

$$MBE = \frac{1}{t} \cdot \sum_{i=1}^t (H_i - H_m). \quad (5)$$

Положительные значения MBE указывают на завышение моделью оценок СР, а отрицательные – на их занижение [11].

В результате валидации определяется наиболее точная регрессионная модель оценки СР. В случае, если точность модели недостаточна, может быть рассмотрен вариант определения моделей для отдельных сезонов года.

РЕГРЕССИОННЫЕ МОДЕЛИ НА ОСНОВЕ МЕТОДА ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ

Регрессионные модели на основе метода опорных векторов показали высокую эффективность для оценки солнечной радиации в сравнении с другими методами машинного обучения [3, 13]. Рассмотрим подробнее специфику метода машин опорных векторов для его применения в рамках проводимого исследования.

Метод опорных векторов представляет собой мощную и универсальную модель машинного обучения с учителем, которую можно применять в задачах классификации и регрессии. В ходе обучения вычисляется важность каждой точки данных с точки зрения определения решающей границы между классами. Точки, которые лежат на границе между классами и наиболее сильно влияющие на решение называются «опорными векторами». Модель регрессии или классификации строится на основе измерения расстояний от новых точек до каждого опорного вектора с учетом важности опорных векторов, полученных в процессе обучения [15]. Метод опорных векторов использует технику ядер, что позволяет проецировать данные в пространство с большей размерностью [16]. Пространство определяется полиномиальными и гауссовыми базисными функциями, благодаря чему появляется возможность аппроксимировать нелинейные зависимости с помощью линейного классификатора [16]. Благодаря процедуре «kernel trick» обучение на преобразованных с помощью ядра данных можно провести неявно, без построения полного N -мерного представления ядерной проекции [16]. В этом состоит преимущество регрессии на основе метода опорных векторов.

Основные виды ядер или преобразующих функций: линейное, полиномиальное, гауссово ядро с радиальной базовой функцией (radial basis function), сигмоидное.

В исследовании построение регрессионных моделей на основе метода опорных векторов проводилось с использованием библиотеки машинного обучения «scikit-learn python». Для преобразования данных было выбрано гауссово ядро с радиальной базовой

функцией. Расстояние между точками данных измеряется с помощью функции⁷:

$$k_{rbf}(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2}, \quad (6)$$

где x_i, x_j – точки данных; $\|x_i - x_j\|$ – евклидово расстояние между точками; γ – параметр, регулирующий ширину гауссового ядра.

Настройка регрессионных моделей осуществлялась выбором двух параметров – C и γ .

Параметр γ входит в формулу (6) и определяет степень близости расположения точек. Небольшое значение γ соответствует большому радиусу гауссовского ядра и означает, что многие точки рассматриваются как близкорасположенные. Это приводит к получению очень гладких границ принятия решений, что соответствует моделям низкой сложности [14]. Параметр C представляет собой параметр регуляризации, устанавливает баланс между допустимой величиной ошибки и сложностью класса функций, в котором проводится поиск решения. Увеличение значения C позволяет точкам оказывать более сильное влияние на модель и делает решающую границу более изогнутой.

Выбор параметров C и γ оказывает большое влияние на точность регрессионной модели.

РАЗРАБОТКА РЕГРЕССИОННЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ СУММАРНОЙ СОЛНЕЧНОЙ РАДИАЦИИ НА ОСНОВЕ КЛИМАТИЧЕСКИХ ДАННЫХ Г. ИРКУТСК

Регрессионная модель позволяют оценить СР для достаточно большой территории относительно той локации, климатические данные которой использовались для ее калибровки. Границы применимости регрессионных моделей с обеспечением высокой точности оценки могут достигать десятков и сотен километров при однородных природно-климатических условиях территории.

Рассмотрим этапы разработки и выбора наиболее точной регрессионной модели для оценки суммарной солнечной радиации по климатическим данным г. Иркутск. Выбор города обусловлен наличием архива наземных

измерений СР за многолетний период в базе данных МЦРД. Разработка регрессионной модели суммарной СР позволит выполнить соответствующие оценки в ближайших районах и выделить из них наиболее перспективные для внедрения технологий преобразования солнечной энергии.

В соответствии с первым этапом методики (см. рис. 1) анализируются климатические особенности исследуемого района, и проводится сбор метеорологических данных.

Иркутск – административный центр Иркутской области. Географические координаты города: 50° 17' северной широты и 104° 16' восточной долготы. Климат Иркутска резко континентальный со значительными суточными и годовыми колебаниями температур воздуха, с малой облачностью и небольшим количеством атмосферных осадков, которые выпадают главным образом в теплое время года [17].

Разница летних и зимних температур может превышать 70°C. Среднегодовое сияние солнца составляет 318 дней [17]. Отрицательная температура в Иркутске устанавливается в конце октября и сохраняется до начала апреля. Зима суровая и продолжительная, весна сухая и короткая. Лето в первой поло-

вине жаркое и сухое, на вторую половину приходится затяжные дожди. Осень теплая и сухая, характерны резкие суточные перепады температур⁸. На теплый период года (май–сентябрь) приходится 78% всех осадков, на холодный – 22% [18]. Среднегодовая влажность воздуха умеренная, составляет 72% [18].

Сбор метеорологических данных выполнен с использованием базы МЦРД и сайта «Расписание погоды»⁶ за период 2007–2019 гг. Для калибровки регрессионных моделей используются данные за период с 2007 по 2015 гг. Валидация моделей осуществляется по данным за период с 2016 по 2019 гг.

На втором этапе методики выполняется формирование набора моделей. На основе анализа научных публикаций [11, 19, 20] авторами выделено десять регрессионных моделей (табл. 2).

Авторами были дополнительно предложены для рассмотрения четыре модели. Они отличаются от известных дополнительным учетом параметра нижней облачности C_l , давления P , синуса максимального за месяц угла высоты солнца $\sin\alpha$.

Таблица 2. Выбранные известные регрессионные модели оценки уровня суммарной солнечной радиации
Table 2. Selected known regression models for global solar radiation level estimation

Модель	Обозначение	Формула	Переменные	Ссылка
Модель 1	M1	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot RH$	H_0, RH	[19]
Модель 2	M2	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot T_{max} + x_3 \cdot T_{min} + x_4 \cdot (T_{max} - T_{min}) + x_5 \cdot RH$	$H_0, T_{max}, T_{min}, RH$	[19]
Модель 3	M3	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot (T_{max} - T_{min})$	H_0, T_{max}, T_{min}	[11]
Модель 4	M4	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot (T_{max} - T_{min})^{0.5}$	H_0, T_{max}, T_{min}	[11]
Модель 5	M5	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot (T_{max}/T_{min}) + x_3 \cdot (T_{max}/T_{min})^2$	H_0, T_{max}, T_{min}	[11]
Модель 6	M6	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot T_{max} + x_3 \cdot T_{min}$	H_0, T_{max}, T_{min}	[11]
Модель 7	M7	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot T_{max} + x_3 \cdot T_{min} + x_4 \cdot P$	H_0, T_{max}, T_{min}, P	[11]
Модель 8	M8	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot C_l$	H_0, C_l	[20]
Модель 9	M9	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot C_l + x_3 \cdot C_l^2$	H_0, C_l	[20]
Модель 10	M10	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot (T_{max} - T_{min})^{0.5} + x_3 \cdot C_l$	$H_0, T_{max}, T_{min}, C_l$	[20]

⁷МФ ВСЕГЕИ. N-48-XXXIII. Электронное издание Государственной геологической карты масштаба 1:200000 [Электронный ресурс]. URL: geo.mfvsegei.ru (28.09.2021).

⁸Мюллер А., Гвидо С. Введение в машинное обучение с помощью Python. Руководство для специалистов по работе с данными / пер. с англ. СПб.: Альфа-книга, 2017. 480 с.

Таблица 3. Предлагаемые регрессионные модели оценки суммарной солнечной радиации
Table 3. Proposed regression models for global solar radiation estimation

Модель	Обозначение	Формула	Переменные
Модель 11	M11	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot P + x_3 \cdot RH + x_4 \cdot T + x_5 \cdot C_l + x_6 \cdot C_t + x_7 \cdot \sin \alpha$	$H_0, P, RH, T, C_l, C_t, \sin \alpha$
Модель 12	M12	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot (T_{max}/T_{min}) + x_3 \cdot C_l + x_4 \cdot C_t$	$H_0, T_{max}, T_{min}, C_l, C_t$
Модель 13	M13	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot (T_{max}/T_{min}) + x_3 \cdot P + x_4 \cdot C_l + x_5 \cdot C_t$	$H_0, T_{max}, T_{min}, C_l, C_t, P$
Модель 14	M14	$H/H_0 = x_1 + x_2 \cdot (T_{max} + T_{min}) + x_3 \cdot RH + x_4 \cdot C_l + x_5 \cdot C_t$	$H_0, T_{max}, T_{min}, C_l, C_t, RH$

Таблица 4. Предлагаемые регрессионные модели на основе метода опорных векторов
Table 4. Proposed regression models based on the support vector machine

Модель	Обозначение	Параметры модели	Переменные
Модель 15	M15	$C = 5000; \gamma = 1$	$H_0, C_l, C_t, \sin \alpha$
Модель 16	M16	$C = 5000; \gamma = 1$	$H_0, C_l, C_t, \sin \alpha, RH$
Модель 17	M17	$C = 5000; \gamma = 1$	$H_0, C_l, C_t, \sin \alpha, RH, T_{max}, T_{min}$

В табл. 4 представлена информация о составе параметров регрессионных моделей на основе метода опорных векторов.

Результаты калибровки моделей представлены в табл. 5. В табл. 6 показаны результаты оценки погрешности моделей.

Наиболее точные результаты оценки СР для исследуемого района представлены моделями M11-M17. Эти модели включают такие параметры, как температура, относительная влажность воздуха, общая и нижняя облачность, давление, максимальная месячная высота солнца. Из регрессионных моделей в виде функциональной зависимости модель M14 показала самую высокую точность (MAE = 505 Вт·ч/м²·сут), что, по мнению авторов,

является результатом комплексного учета климатических параметров. Из регрессионных моделей на основе метода опорных векторов наиболее точной является модель M17 (MAE = 463 Вт·ч/м²·сут). Средняя абсолютная ошибка известных регрессионных моделей варьируется от 627 до 1153 Вт·ч/м²·сут.

Однако отдельные из предложенных моделей имеют сравнительно высокие ошибки смещения. Так, МВЕ моделей M11-M14, M16 находятся в диапазоне от -226 до -365 Вт·ч/м²·сут. Для анализа влияния большой погрешности смещения моделей в табл. 7 показаны результаты оценки годовых сумм СР в сравнении с данными наземных измерений.

Таблица 5. Результаты калибровки регрессионных моделей
Table 5. Regression model calibration results

Название модели	Обозначение	Формула
Модель 1	M1	$H/H_0 = 0,8833 - 0,0062 \cdot RH$
Модель 2	M2	$H/H_0 = 0,5619 - 0,003 \cdot T_{max} + T_{min} + 0,0185 \cdot (T_{max} - T_{min}) - 0,004 \cdot RH$
Модель 3	M3	$H/H_0 = 0,2298 + 0,023 \cdot (T_{max} - T_{min})$
Модель 4	M4	$H/H_0 = 0,0073 + 0,1471 \cdot (T_{max} - T_{min})^{0,5}$
Модель 5	M5	$H/H_0 = 0,4701 - 0,0003 \cdot (T_{max}/T_{min}) - 1,6152 \cdot (T_{max}/T_{min})^2$
Модель 6	M6	$H/H_0 = 0,213 + 0,0238 \cdot T_{max} - 0,0259 \cdot T_{min}$
Модель 7	M7	$H/H_0 = -3,671 + 0,0254 \cdot T_{max} - 0,0248 \cdot T_{min} + 0,005 \cdot P$
Модель 8	M8	$H/H_0 = 0,7623 - 0,0396 \cdot C_t$
Модель 9	M9	$H/H_0 = 0,595 + 0,0425 \cdot C_t - 0,007 \cdot C_t^2$
Модель 10	M10	$H/H_0 = 0,3779 + 0,0958 \cdot (T_{max} - T_{min})^{0,5} - 0,0283 \cdot C_t$
Модель 11	M11	$H/H_0 = -0,0598 + 0,0013 \cdot P - 0,0032 \cdot RH + 0,0022 \cdot T - 0,0231 \cdot C_l - 0,0201 \cdot C_t - 0,1277 \cdot \sin \alpha$
Модель 12	M12	$H/H_0 = 0,611 + 0,0078 \cdot (T_{max} - T_{min}) - 0,0202 \cdot C_l - 0,0236 \cdot C_t$
Модель 13	M13	$H/H_0 = 1,508 - 0,0003 \cdot (T_{max}/T_{min}) - 0,001 \cdot P - 0,0232 \cdot C_l - 0,0293 \cdot C_t$
Модель 14	M14	$H/H_0 = 0,8064 + 0,0034 \cdot (T_{max} + T_{min}) - 0,0023 \cdot RH - 0,0199 \cdot C_l - 0,0223 \cdot C_t$

Таблица 6. Оценка погрешности моделей по показателям MAE и MBE, Вт·ч/м²·сут
Table 6. Model error estimation in terms of MAE and MBE, W·h/m²·day

Модель	2016 г.		2017 г.		2018 г.		2019 г.		Оценка модели за 2016–2019 гг.		Ранг MAE
	MAE	MBE	MAE	MBE	MAE	MBE	MAE	MBE	MAE	MBE	
M1	669	146	707	-32	717	21	780	-237	718	-25	14
M2	553	-23	627	-185	605	-138	725	-438	627	-196	8
M3	616	-29	715	-173	700	-61	835	-325	716	-147	13
M4	1071	-28	1126	-122	1151	-91	1264	-422	1153	-166	17
M5	935	-120	1078	-302	1023	-192	1181	-479	1054	-273	16
M6	607	-123	723	-273	680	-205	852	-534	716	-284	12
M7	583	-89	693	-238	662	-198	815	-510	688	-259	11
M8	716	-119	866	-212	699	-165	867	-455	787	-238	15
M9	592	-89	666	-187	699	-117	769	-425	682	-205	10
M10	527	-59	830	128	526	116	714	-426	658	-182	9
M11	448	-100	501	-186	471	-222	613	-506	508	-253	4
M12	496	-190	548	-271	515	-277	721	-598	570	-333	5
M13	544	-225	597	-299	560	-309	768	-624	617	-365	7
M14	437	-101	500	-191	462	-206	620	-508	505	-252	3
M15	571	-18	588	-82	518	-32	677	-372	588	-126	6
M16	446	-95	462	-142	413	-149	622	-519	486	-226	2
M17	430	-35	473	-93	417	-88	534	-413	463	-157	1

Таблица 7. Оценка годовых сумм солнечной радиации, кВт·ч/м²·год
Table 7. Estimation of annual amounts of solar radiation, kW·h/m²·year

№	2016 г.			2017 г.			2018 г.			2019 г.		
	модель	МЦРД	δ, %	модель	МЦРД	δ, %	модель	МЦРД	δ, %	модель	МЦРД	δ, %
M1	1213	1137	6,2	1217	1166	4,2	1190	1156	2,8	1205	1254	3,8
M2	1150		1,1	1162		0,3	1134		1,9	1133		9,6
M3	1145		0,7	1165		0,1	1144		1,0	1132		9,7
M4	1145		0,7	1179		1,1	1147		0,7	1136		9,4
M5	1112		2,1	1113		4,5	1112		3,8	1113		11,2
M6	1111		2,2	1128		3,2	1009		4,1	1095		12,6
M7	1123		1,1	1142		2,1	1112		3,7	1104		11,9
M8	1110		2,2	1145		1,7	1125		2,7	1124		10,3
M9	1121		1,3	1155		0,9	1142		1,2	1137		9,3
M10	1133		0,3	1179		1,1	1143		1,1	1135		9,4
M11	1119		1,5	1159		0,6	1107		4,3	1109		11,5
M12	1086		4,4	1126		3,4	1086		6,1	1074		14,3
M13	1073		5,6	2372		50,8	1074		7,1	1064		15,1
M14	1119		1,5	1157		0,7	1111		3,8	1109		11,6
M15	1147		0,9	1193		2,3	1175		1,6	1157		7,7
M16	1121		1,4	1172		0,5	1133		2	1105		11,9
M17	1144		0,6	1193		2,3	1155		0,1	1144		8,8

По результатам расчета годовой суммарной СР наиболее точными моделями являются М1, М15, М17.

На рис. 2–4 показаны графики, отражающие разброс рассчитанных с помощью регрессионных моделей суточных оценок

относительно измеренных значений для наиболее точных моделей М14, М17, М1. Точки, расположенные ближе к прямой линии, соответствуют более точным оценкам относительно измеренных на метеостанции.

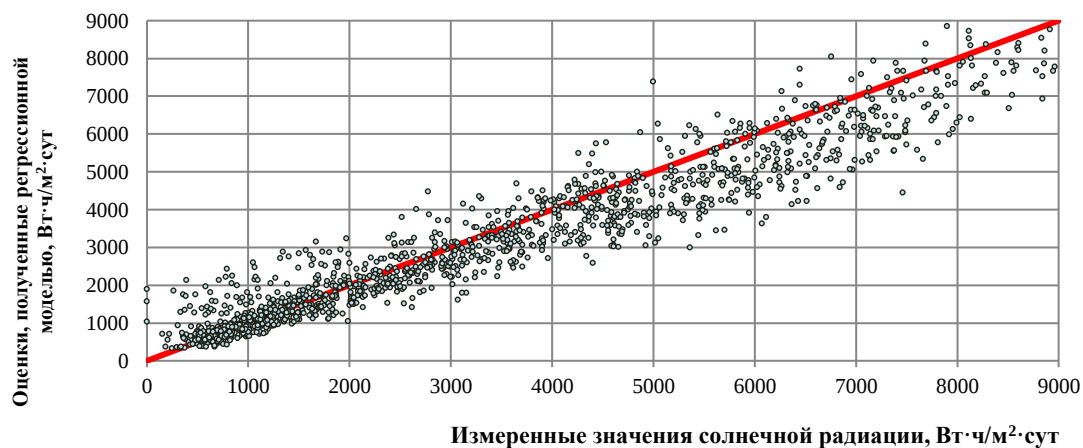


Рис. 2. Разброс измеренных и рассчитанных значений для модели M14
Fig. 2. Scatter of measured and calculated estimates for the model M14

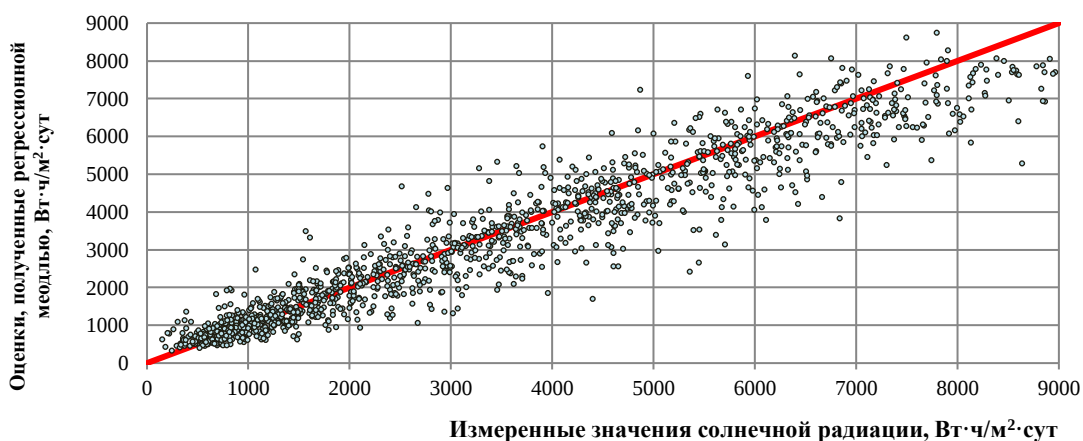


Рис. 3. Разброс измеренных и рассчитанных значений для модели M17
Fig. 3. Scatter of measured and calculated estimates for the model M17

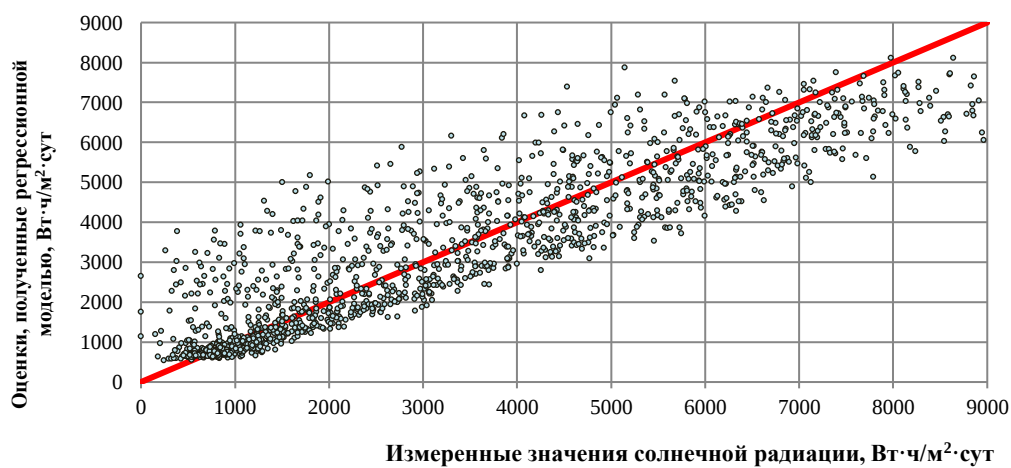


Рис. 4. Разброс измеренных и рассчитанных значений для модели M1
Fig. 4. Scatter of measured and calculated estimates for the model M1

Сравнение точности моделей по статистическим показателям и годовым суммам СР позволили сделать следующие выводы:

- наиболее высокую точность при оценке СР с суточной детализацией показали модели с большим набором параметров;
- предложенные авторами новые модели показали наибольшую точность при оценке суточных значений СР в сравнении с известными рассмотренными регрессионными моделями;
- регрессионные модели на основе метода опорных векторов имеют высокие пока-

затели точности, как по абсолютной средней ошибке, так и по средней ошибке смещения. Это позволяет использовать их как для оценки суточных, так и месячных и годовых сумм солнечной радиации.

На рис. 5, 6 показаны графики суточных оценок суммарной СР моделей М1, М14, М17 и измеренных значений из базы данных МЦРД за 2019 г. Рисунки показывают, что оценки моделей М14 и М17 в высокой степени соответствуют измеренным значениям солнечной радиации.

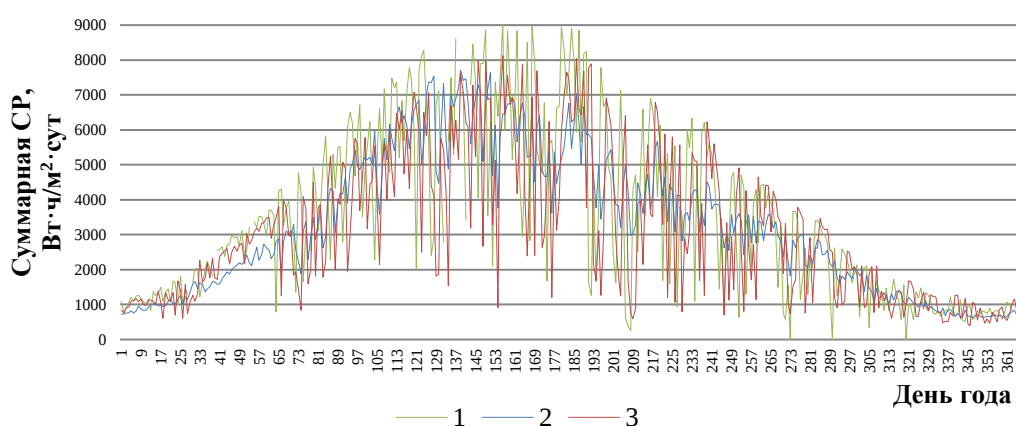


Рис. 5. Графики изменения измеренных и рассчитанных суточных значений солнечной радиации за 2019 г. М14 и М1

Fig. 5. Variation graphs of measured and calculated daily values of solar radiation for 2019 according to the models M14 and M1

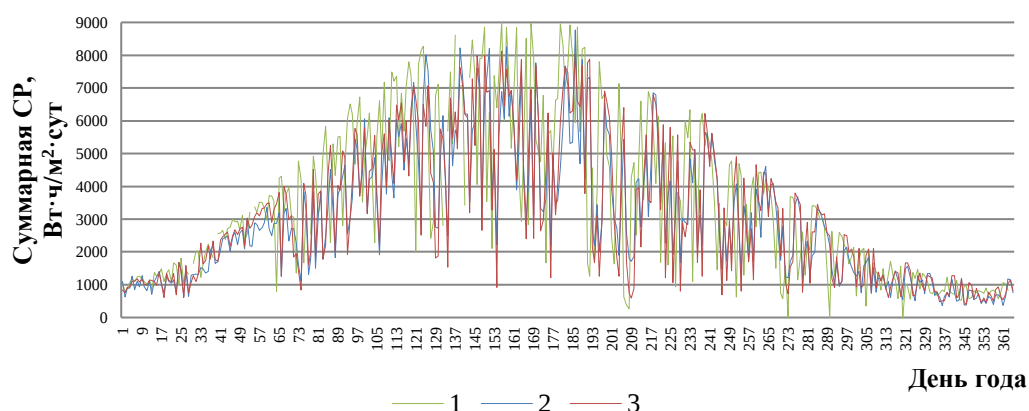


Рис. 6. Графики изменения измеренных и рассчитанных суточных значений солнечной радиации за 2019 г. для моделей М14 и М17 (кривая 1 – измеренные значения; кривая 2 – оценка модели М14; кривая 3 – оценка модели М17)
Fig. 6. Variation graphs of measured and calculated daily values of solar radiation for 2019 according to the models M14 and M17 (curve 1 – measured values; curve 2 – estimation according to M14 model; curve 3 – estimation according to M17 model)

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье представлен обзор исследований по проблеме оценки СР с использованием регрессионных моделей и рассмотрены основные этапы разработки регрессионных моделей, в том числе на основе метода опорных векторов. С использованием открытых источников данных о климатических параметрах и СР было выполнено сравнение точности ряда известных и новых моделей для оценки суточных значений СР в г. Иркутск. Основные результаты исследований можно представить следующим образом:

1. При оценке потока СР возникают трудности, связанные с неполнотой и ограниченной доступностью данных на метеостанциях. Тем не менее, существуют регрессионные модели, ориентированные на использование ограниченных и повсеместно доступных метеорологических параметров.

2. В данном исследовании было рассмотрено 17 регрессионных моделей, 10 из которых были отобраны на основе обзора исследований других авторов по критерию доступности используемых данных. Было предложено 4 новых модели, а также разработано 3 модели на основе метода опорных векторов. В рамках исследования были использованы данные МЦРД и сайта «Расписание погоды» для г. Иркутск за период 2007–2019 гг.

3. Сравнение точности моделей проводилось с использованием статистических

показателей MAE и MBE. Наиболее высокие результаты оценки СР с суточной детализацией для исследуемого района представлены новыми моделями M14, M17. Модель M14 представлена функциональной зависимостью потока солнечной радиации от параметров внеатмосферной солнечной радиации максимальной и минимальной температуры, влажности воздуха, общей и нижней облачности. Средняя абсолютная ошибка модели M14 при валидации за период 2016–2019 гг. составила 504,7 Вт·ч/м²·сут. Модель M17 получена на основе метода опорных векторов, включает дополнительно параметр максимальной высоты солнца, показала среднюю абсолютную ошибку 463,2 Вт·ч/м²·сут.

4. Результаты сравнения моделей по точности оценки годовых сумм СР показали, что наиболее точными являются модели M1, M15 и M17. Модель M1 показала наименьшую ошибку смещения MBE = -25,56 Вт·ч/м²·сут за период 2016–2019 гг. Дополнительным преимуществом модели M1 является использование только одного параметра – относительной влажности воздуха. Новые регрессионные модели M15 и M17 показали среднюю ошибку смещения 126 и 157 Вт·ч/м²·сут при валидации за аналогичный период.

5. Модели M14, M17 целесообразно использовать для оценки суточных значений СР, а модель M1 – для оценки месячных и годовых сумм СР.

Список источников

1. Кваша Н.В., Бондарь Е.Г. Распределенная и цифровая энергетика как инновационные элементы четвертого энергоперехода // *π-Economy*. 2021. Т. 14. Вып. 6. С. 133. <https://doi.org/10.18721/JE.14605>.
2. Кулапин А.И. Энергетический переход: Россия в глобальной повестке // *Энергетическая политика*. 2021. № 7. С. 10–15.
3. Jia Dongyu, Yang Liwei, Lv Tao, Liu Weiping, Gao Xiaoqing, Zhou Jiaxin. Evaluation of machine learning models for predicting daily global and diffuse solar radiation under different weather/pollution conditions // *Renewable Energy*. 2022. Vol. 187. P. 896–906. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.02.002>.
4. Zhang Jianyuan, Zhao Li, Deng Shuai, Xu Weicong, Zhang Ying. A critical review of the models used to estimate solar radiation // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2017. Vol. 70. P. 314–329. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.124>.
5. Hassan M.A., Khalil A., Kaseb S., Kassem M.A.

- Independent models for estimation of daily global solar radiation: a review and a case study // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2018. Vol. 82. Part 1. P. 1565–1575. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.07.002>.
6. Li Huashan, Ma Weibin, Lian Yongwang, Wang Xianlong, Zhao Liang. Global solar radiation estimation with sunshine duration in Tibet, China // *Renewable Energy*. 2011. Vol. 36. Iss. 11. P. 3141–3145. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2011.03.019>.
7. Yildirim H.B., Teke A., Antonanzas-Torres F. Evaluation of classical parametric models for estimating solar radiation in the Eastern Mediterranean region of Turkey // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2018. Vol. 82. Part 3. P. 2053–2065. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.08.033>.
8. Chukwujindu N.S. A comprehensive review of empirical models for estimating global solar radiation in Africa // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2017. Vol. 78. P. 955–995. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.04.101>.
9. Chen Ji-Long, He Lei, Yang Hong, Ma Maohua, Chen

Qiao, Wu Sheng-Jun, et al. Empirical models for estimating monthly global solar radiation: a most comprehensive review and comparative case study in China // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2019. Vol. 108. P. 91–111. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.03.033>.

10. Li Mao-Fen, Guo Peng-Tao, Dai Shengpei, Luo Hongxia, Liu Enping, Li Yuping. Empirical estimation of daily global solar radiation with contrasting seasons of rain and drought characterize over tropical China // *Journal of Cleaner Production*. 2020. Vol. 266. P. 121915. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121915>.

11. Oyewola O.M., Patchali T.E., Ajide O.O., Satyanand S., Matthew O.J. Global solar radiation predictions in Fiji Islands based on empirical models // *Alexandria Engineering Journal*. 2022. Vol. 61. Iss. 11. P. 8555–8571. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.01.065>.

12. Quej V.H., Almorox J., Ibrakhimov M., Saito L. Empirical models for estimating daily global solar radiation in Yucatán Peninsula, Mexico // *Energy Conversion and Management*. 2016. Vol. 110. P. 448–456. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.12.050>.

13. Nematchoua M.K., Orosa J.A., Afaifa M. Prediction of daily global solar radiation and air temperature using six machine learning algorithms; a case of 27 European countries // *Ecological Informatics*. 2022. Vol. 69. P. 101643. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101643>.

14. Naserpour S., Zolfaghari H., Firouzabadi P. Calibration and evaluation of sunshine-based empirical models for estimating daily solar radiation in Iran // *Sustainable Energy Technologies and Assessments*. 2020. Vol. 42. P. 100855. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2020.100855>.

15. Besharat F., Dehghan A.A., Faghieh A.R. Empirical models for estimating global solar radiation: a review and case study // *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2013. Vol. 21. P. 798–821. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.12.043>.

16. Елагина Е.А., Маргун А.А. Исследование методов машинного обучения в задаче идентификации клеток крови // *Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики*. 2021. Т. 21. № 6. С. 903–911. <https://doi.org/10.17586/2226-1494-2021-21-6-903-911>.

17. Винокуров М.А., Суходолов А.П. Экономика Иркутской области: в 4 т. Иркутск: БГУПЭ, 1998. Т. 1. 203 с.

18. Кузеванов В.Я., Сизых С.В. Ресурсы ботанического сада Иркутского государственного университета: образовательные, научные и социально-экологические аспекты. Иркутск: Иркутский государственный университет, 2005. С. 30–31.

19. Bounoua Z, Chahidi L.O., Mechaqrane A. Estimation of daily global solar radiation using empirical and machine-learning methods: a case study of five Moroccan locations // *Sustainable Materials and Technologies*. 2021. Vol. 28. P. e00261. <https://doi.org/10.1016/j.susmat.2021.e00261>.

20. Ahamed M.S., Guo Huiqing, Tanino K. Cloud cover-based models for estimation of global solar radiation: a review and case study // *International Journal of Green Energy*. 2022. Vol. 19. Iss. 2. <https://doi.org/10.1080/15435075.2021.1941043>.

References

1. Kvasha N.V., Bondar' E.G. Distributed and digital energy as innovative elements of the fourth energy transition. *π-Economy*. 2021;14(6):133. (In Russ.).

2. Kulapin A.I. Energy transition: Russia on the global agenda. *Energeticheskaya politika = Energy policy*. 2021;7:10-15. (In Russ.). <https://doi.org/10.18721/JE.14605>.

3. Jia Dongyu, Yang Liwei, Lv Tao, Liu Weiping, Gao Xiaoqing, Zhou Jiaxin. Evaluation of machine learning models for predicting daily global and diffuse solar radiation under different weather/pollution conditions. *Renewable Energy*. 2022;187:896-906. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2022.02.002>.

4. Zhang Jianyuan, Zhao Li, Deng Shuai, Xu Weicong, Zhang Ying. A critical review of the models used to estimate solar radiation. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2017;70:314-329. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.11.124>.

5. Hassan M.A., Khalil A., Kaseb S., Kassem M.A. Independent models for estimation of daily global solar radiation: a review and a case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2018;82(1):1565-1575. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.07.002>.

6. Li Huashan, Ma Weibin, Lian Yongwang, Wang Xianlong, Zhao Liang. Global solar radiation estimation with sunshine duration in Tibet, China. *Renewable Energy*. 2011;36(11):3141-3145. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2011.03.019>.

7. Yildirim H.B., Teke A., Antonanzas-Torres F. Evaluation

of classical parametric models for estimating solar radiation in the Eastern Mediterranean region of Turkey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2018;82(3):2053-2065. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.08.033>.

8. Chukwujindu N.S. A comprehensive review of empirical models for estimating global solar radiation in Africa. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2017;78:955-995. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.04.101>.

9. Chen Ji-Long, He Lei, Yang Hong, Ma Maohua, Chen Qiao, Wu Sheng-Jun, et al. Empirical models for estimating monthly global solar radiation: a most comprehensive review and comparative case study in China. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2019;108:91-111. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2019.03.033>.

10. Li Mao-Fen, Guo Peng-Tao, Dai Shengpei, Luo Hongxia, Liu Enping, Li Yuping. Empirical estimation of daily global solar radiation with contrasting seasons of rain and drought characterize over tropical China. *Journal of Cleaner Production*. 2020;266:121915. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121915>.

11. Oyewola O.M., Patchali T.E., Ajide O.O., Satyanand S., Matthew O.J. Global solar radiation predictions in Fiji Islands based on empirical models. *Alexandria Engineering Journal*. 2022;61(11):8555-8571. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.01.065>.

12. Quej V.H., Almorox J., Ibrakhimov M., Saito L. Empirical models for estimating daily global solar radiation in Yucatán Peninsula, Mexico. *Energy Conversion and Management*. 2016;110:448-456.

<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.12.050>.

13. Nematchoua M.K., Orosa J.A., Afaifa M. Prediction of daily global solar radiation and air temperature using six machine learning algorithms; a case of 27 European countries. *Ecological Informatics*. 2022;69:101643.

<https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101643>.

14. Naserpour S., Zolfaghari H., Firouzabadi P. Calibration and evaluation of sunshine-based empirical models for estimating daily solar radiation in Iran. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*. 2020;42:100855.

<https://doi.org/10.1016/j.seta.2020.100855>.

15. Besharat F., Dehghan A.A., Faghieh A.R. Empirical models for estimating global solar radiation: a review and case study. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2013;21:798-821.

<https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.12.043>.

16. Elagina E.A., Margun A.A. Research of machine learning methods in the problem of identification of blood cells. *Nauchno-tekhnicheskij vestnik informacionnyh tekhnologij, mekhaniki i optiki = Scientific and Technical Journal of*

Information Technologies, Mechanics and Optics. 2021;21(6):903-911. (In Russ.).

<https://doi.org/10.17586/2226-1494-2021-21-6-903-911>.

17. Vinokurov M.A., Suhodolov A.P. *Economy of the Irkutsk region*. Irkutsk: Baikal State University of Economics and Law; 1998, vol. 1, 203 p. (In Russ.).

18. Kuzevanov V.Ya., Sizykh S.V. *Resources of botanic garden of the Irkutsk State University: educational, scientific and socio-ecological aspects*. Irkutsk: Irkutsk State University Press; 2005, 243 p. (In Russ.).

19. Bounoua Z., Chahidi L.O., Mechaqrane A. Estimation of daily global solar radiation using empirical and machine-learning methods: a case study of five Moroccan locations. *Sustainable Materials and Technologies*. 2021;28:e00261.

<https://doi.org/10.1016/j.susmat.2021.e00261>.

20. Ahamed M.S., Guo Huiqing, Tanino K. Cloud cover-based models for estimation of global solar radiation: a review and case study. *International Journal of Green Energy*. 2022;19(2).

<https://doi.org/10.1080/15435075.2021.1941043>.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Маленкова Инесса Николаевна,

аспирант,

Братский государственный университет,
665709, г. Братск, ул. Макаренко, 40, Россия

✉ 1m.inessa13@yandex.ru

<https://orcid.org/0000-0003-3176-2422>

Шакиров Владислав Альбертович,

к.т.н,

старший научный сотрудник лаборатории
энергоснабжения децентрализованных
потребителей,

Институт систем энергетики

им. Л.А. Мелентьева СО РАН,

664033, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 130, Россия

shakirov@isem.irk.ru

<https://orcid.org/0000-0001-8629-9549>

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Inessa N. Malenkova,

Postgraduate Student,

Bratsk State University

40 Makarenko St., Bratsk 665709, Russia

✉ 1m.inessa13@yandex.ru

<https://orcid.org/0000-0003-3176-2422>

Vladislav A. Shakirov,

Cand. Sci. (Eng.),

Senior Researcher of the Laboratory

of Power Supply of Decentralized Consumers,

Melentiev Energy Systems Institute SB RAS,

130 Lermontov St., Irkutsk 664033, Russia

shakirov@isem.irk.ru

<https://orcid.org/0000-0001-8629-9549>

Вклад авторов

Все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

Contribution of the authors

The authors contributed equally to the preparation of the article.

Conflict of interests

The authors declare no conflicts of interests.

The final manuscript has been read and approved by all the co-authors.

Информация о статье

Статья поступила в редакцию 08.08.2022; одобрена после рецензирования 16.11.2022; принята к публикации 22.02.2023.

Information about the article

The article was submitted 08.08.2022; approved after reviewing 16.11.2022; accepted for publication 22.02.2023.