

УДК 620.91

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВЫРАБОТКИ СОЛНЕЧНЫХ СТАНЦИЙ И ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКИХ УСТАНОВОК: ОСНОВНЫЕ ПОДХОДЫ И РЕЗУЛЬТАТИВНОСТЬ*

С.В. Киселева¹, Н.В. Лисицкая², С.Е. Фрид²

¹НИЛ ВИЭ географического факультета МГУ имени М.В.Ломоносова
д. 1, Ленинские горы, Москва, 119991, Россия
e-mail: k_sophia_v@mail.ru

²Объединенный институт высоких температур РАН
д. 13, Ижорская ул., Москва, 125412, Россия
e-mail: s_frid@oivtran.ru

doi: 10.15518/isjaee.2020.07-18.24-43

Заключение совета рецензентов: 24.03.20 Заключение совета экспертов: 30.03.20 Принято к публикации: 07.04.20

Рассмотрена задача прогноза производительности солнечных электростанций (СЭС) и фотоэлектрических установок (ФЭУ). Сделан обзор современных методов прогноза и фактической основы для его проведения. Представлены принятые классификации методов, основу которых образует подход «прямые прогнозы – косвенные прогнозы». В первом случае прогнозируется производительность СЭС или ФЭУ, во втором случае первым этапом является прогноз прихода солнечной радиации с последующим пересчетом в выработку станций. Соответственно, в первом случае большое значение имеют ряды данных о производительности станции в течение длительных периодов в прошлом и применяются в основном статистические методы и методы машинного обучения. Второй подход базируется на численном прогнозе погоды, который обеспечивает, в том числе, прогноз приходящей солнечной радиации. Значительное влияние на выбор методов прогноза оказывает требуемое пространственное и временное разрешение. Последнее определяется принятыми в стране или регионе правилами рынка электроэнергии. Проблема пространственного разрешения прогноза является важной для протяженных по занимаемой площади СЭС, а также при прогнозе производительности сети солнечных станций.

Приведены принятые в настоящее время метрики прогнозов, которые позволяют оценить погрешности, а также сравнить результативность различных методов прогнозирования. Показана перспективность разработки вероятностных прогнозов как альтернативы детерминистским подходам, в частности, для более полного удовлетворения требований сетей. Рассмотрены принятые в некоторых странах требования к прогнозу производительности СЭС, штрафные санкции при высокой погрешности прогноза. Рассмотрены примеры финансовых потерь от неточности прогноза на примере СЭС в США и Китае. Обсуждаются требования оптового рынка энергии и мощности РФ, который устанавливает предельно допустимые отклонения от заявленного производства энергии станциями (в том числе СЭС) и штрафы за эти отклонения. Приведены результаты сценарных оценок финансовых потерь генераторов на солнечной энергии в РФ от ошибочных прогнозов производительности.

Ключевые слова: солнечные электростанции; прогноз производительности; классификация методов прогноза; метрики прогноза; экономические следствия ошибки прогноза.

PHOTOVOLTAIC POWER FORECASTING: BASIC APPROACHES AND FEATURES

S.V. Kiseleva¹, N.V. Lisitskaya², S.E. Frid²

¹Lomonosov Moscow State University, Faculty of Geography
1 Leninskie Gori, Moscow, 119991, Russia
e-mail: k_sophia_v@mail.ru

²Joint Institute for High Temperatures of the Russian Academy of Sciences
Bd.2, 13 Izhorskaya Str. Moscow, 125412, Russia
e-mail: s_frid@oivtran.ru

*Киселева С.В., Лисицкая Н.В., Фрид С.Е. Прогнозирование выработки солнечных станций и фотоэлектрических установок: основные подходы и результативность // Международный научный журнал «Альтернативная энергетика и экология» (ISJAEE), 2020;07-18:24-43.



The article is devoted to the tasks of forecasting the productivity of solar power plants (SPP) and PV-unit. A review of modern forecasting methods and the actual basis for its implementation is made. Accepted classifications of methods are presented, the basis of which is the “direct forecasts - indirect forecasts” approach. The basis of the second approach is the forecast of solar radiation with subsequent conversion to the productivity of solar power plants. Accordingly, in the first case, a series of data on plants productivity over long periods in the past are of great importance and mainly statistical and machine learning methods are used. The second approach is based on a numerical weather forecast, which provides, among other things, a solar radiation forecast.

A significant influence on the choice of forecasting methods is provided by the required spatial and temporal horizon. The latter is determined by the electricity market rules in a particular country or region. The problem of spatial resolution is important for power plants occupying large areas, as well as in forecasting the productivity of a network of solar plants.

The article presents the currently adopted forecast metrics which allow estimating errors, as well as comparing the effectiveness of various forecasting methods. The prospects of developing probabilistic forecasts as an alternative to deterministic approaches are shown. Probabilistic forecasts are more likely to meet network requirements. The requirements of grid operators in some countries for forecasting the productivity of SPP and the penalties in case of a high forecast error are considered in the article. Examples of financial losses from forecast errors are shown on the example of solar power plants in the USA and China. The requirements of the Russian Federation wholesale energy and capacity market are discussed. The market sets the maximum permissible deviations from the declared energy production by stations (including SPP) and fines for these deviations. The article presents the financial losses estimates from errors in productivity forecasts for solar energy plants in the Russian Federation.

Keywords: solar power plants; power forecasting; classification of forecast methods; forecast metrics; economic consequences of forecast errors.



Софья
Валентиновна Киселева
Sofia Kiseleva

Сведения об авторе: канд. физ.-мат. наук, ведущий научный сотрудник научно-исследовательской лаборатории возобновляемых источников энергии географического факультета МГУ имени М.В. Ломоносова.

Образование: физический факультет МГУ (1987 г.) и аспирантура того же факультета (1990 г.).

Область научных интересов: возобновляемые источники энергии; оценка ресурсов ВИЭ, эколого-географические аспекты возобновляемых источников энергии; лабораторное моделирование динамических процессов в океане.

Публикации: более 200, в том числе патентов на изобретения.

H-index 12 (по РИНЦ)

ORCID 0000-0001-5836-8615

Information about the author: Ph. D. in Physics and Mathematics, Senior Researcher at Renewable Energy Sources Laboratory (Lomonosov Moscow State University, Faculty of Geography).

Education: Faculty of Physics Lomonosov Moscow State University, 1987.

Research interests: renewable energy sources; resource evaluation, ecological and geographical aspects of renewable energy; laboratory modeling of ocean and atmosphere's dynamical process.

Publications: more than 200, including patents.

ID E-3324-2014

Scopus Author ID 57201352245



Наталья Владимировна
Лисицкая
Natalya Lisitskaya

Сведения об авторе: ведущий инженер ФГБУН Объединенный институт высоких температур Российской академии наук.

Образование: ЮНПУ (1990 г.)

Область научных интересов: возобновляемые источники энергии; прогнозирование, базы данных.

Публикации: 10.

H-index 2, WoS: *H*-index 1

Scopus: ID 57194546812

Information about the author: Leading Engineer, Joint Institute for High Temperatures of the Russian Academy of Sciences.

Education: PDPU, 1990.

Research interests: renewable energy resources and forecasting; databases.

Publications: 10.



Семен Ефимович Фрид
Semen Frid

Сведения об авторе: канд. техн. наук, заведующий лабораторией Федерального государственного бюджетного учреждения науки Объединенный институт высоких температур Российской академии наук.

Образование: МЭИ (1979 г.).

Область научных интересов: процессы тепло- и массообмена; возобновляемые источники энергии; оценка ресурсного потенциала возобновляемой энергетики; математическое моделирование.

Публикации: более 90.

H-index (РИНЦ) 11; *H*-index (Скопус) 8

SPIN-код: 2420-5962

ResearcherID: C-3046-2014

ScopusID: 6602192623

ORCID: 0000-0001-8089-8225

Information about the author: Ph.D. in Engineering, Head of Laboratory, Joint Institute for High Temperatures of the Russian Academy of Sciences.

Education: MPEI, 1979.

Research interests: heat and mass transfer; renewable energy; renewable energy potential estimation; numerical simulation.

Publications: more than 90.

1. Введение

Одно из условий надежной работы энергетической системы – поддержание баланса мощности и энергии. С увеличением доли возобновляемой генерации такая задача становится все более актуальной. Объекты солнечной генерации не могут, как правило, гарантировать выдачу электрической мощности в точно заданное время, поэтому прогноз количества генерируемой и поступающей в сеть энергии чрезвычайно актуален. В связи с ростом доли солнечной генерации в суммарном объеме генерируемой электроэнергии, в ряде стран в последние несколько лет были инициированы исследования в области краткосрочного и среднесрочного прогнозирования производительности солнечных станций [1, 2]. В зарубежной литературе даже введено понятие энергетической метеорологии («energymeteorology») [3] как новой научной дисциплины, предмет которой состоит в количественной оценке изменчивой электрогенерации на основе возобновляемых источников энергии (ВИЭ) на временных интервалах от минут до десятилетий. Особое внимание уделяется краткосрочному прогнозу выработки солнечных электростанций (СЭС), как правило, на сутки вперед с часовым разрешением, что обусловлено необходимостью принятия мер к устойчивому функционированию энергосистемы и действующим порядком торговли электроэнергией на оптовом рынке многих стран мира, в том числе России. В различных странах вводятся требования со стороны сетевых компаний к работе солнечных станций в части прогноза производительности. Так, национальный стандарт Китая GB/T 19964-2012 [4] требует от СЭС представления прогноза выработки на сутки вперед с 15 минутной детализацией. Отказ от прогноза или ошибка свыше 10÷15 % влекут за

собой штрафы в виде уменьшения возмещения стоимости проданной электроэнергии [3].

В Российской Федерации Правила оптового рынка электрической энергии и мощности (ОРЭМ) [5, 6] устанавливают допустимые отклонения фактического производства от почасовых плановых объемов для СЭС в размере 10 % от установленной мощности генерирующего оборудования, определенной по состоянию на операционные сутки. Нормативные методики прогнозирования выработки энергии СЭС отсутствуют, и в отечественной научной литературе тема краткосрочного прогнозирования производительности СЭС в рамках функционирования энергетического рынка на данный момент серьезного развития не получила: опубликовано небольшое количество работ, выполненных преимущественно в различных вузах в рамках учебного процесса [7–13]. Большинство работ посвящено долгосрочному прогнозированию работы СЭС с целью оценки их технико-экономических показателей [14–18]. Однако и краткосрочное прогнозирование становится все более значимым для организаций, эксплуатирующих создаваемые в стране СЭС (ГК «Хевел» [19], ГК «Соллар Системс» [20], и др.). В связи с актуальностью развития методов прогноза производительности СЭС и широким разнообразием – как подходов, так и результатов прогнозирования, – целью данной работы является детальный анализ разработанных методов и полученных на настоящий момент результатов прогнозирования, в том числе в применении к объектам генерации, действующим на территории России. Краткосрочный прогноз производительности солнечных электростанций, тем более для климатических условий России, является новой задачей. В современной научной литературе данная проблема представлена работами, относящимися к последним 5–10 годам, а в отечественной литературе практически не представлена.



Список обозначений	
<i>Буквы латинского алфавита</i>	
<i>N</i>	Количество установок
<i>P</i>	Выработка энергии солнечной установкой
<i>ss</i>	Оценка качества прогноза

Продолжение списка обозначений

<u>Буквы русского алфавита</u>	
Ц	Цена
<u>Индексы нижние</u>	
<i>meas</i>	Измеренная величина
<i>pred</i>	Прогнозная величина
<i>rev</i>	Рынок на сутки вперед
<u>Аббревиатуры</u>	
BSS	Оценка качества прогноза Бриера
CRPS	Оценка вероятности с непрерывным ранжированием
KSI	Интеграл Колмогорова – Смирнова
LCOE	Выровненная стоимость энергии
MAE	Средняя абсолютная ошибка
MBE	Средняя ошибка смещения
NCAR	National Center for Atmospheric Research
PV	Сокращение от термина «фотоэнергетический» (станция, установка и т.п.)
RMSE	Среднеквадратичная ошибка
ВСВГО	Выбор состава включенного генерирующего оборудования
ГК	Группа компаний
ДПМ	Договор на поставку мощности
КИУМ	Коэффициент использования установленной мощности
ОРЭМ	Оптовый рынок электрической энергии и мощности
ОЦЗ	Оперативные ценопринимающие заявки
РСВ	Рынок на сутки вперед
США	Соединенные Штаты Америки
СЭС	Солнечная электростанция
ЧПП	Численный прогноз погоды
ФЭМ	Фотоэлектрический модуль
ФЭУ	Фотоэлектрическая установка

2. Теоретические основы и классификация методов прогноза производительности СЭС

Среди методов прогнозирования выработки (производительности) фотоэлектрических установок (ФЭУ) и СЭС можно выделить два основных подхода: косвенный и прямой. Первым этапом косвенных прогнозов является предсказание прихода солнечной радиации на заданном временном горизонте, на втором этапе с помощью моделей солнечных станций или установок рассчитывается их выработка на том же горизонте. Прогноз солнечного излучения является наиболее сложным элементом такого подхода к оценке производительности несмотря на то, что расчет производительности также связан с рядом неопределенностей [12].

Прямые прогнозы предполагают расчет будущей производительности (или используемой мощности) СЭС/ФЭУ напрямую, без предварительного предсказания прихода солнечной радиации. Каждый из подходов имеют свою специфику, однако часть методов может применяться в рамках обоих подходов. Прогнозы могут осуществляться и на основе сочетания указанных подходов – в таком случае говорят о гибридном подходе или гибридных методах прогноза.

В связи с возрастающим интересом к данному направлению исследований, в научной печати периодически появляются подробные обзоры с широким охватом тем (методы прогнозирования, источники входных данных, временной и пространственный охват прогнозов и т.д.) [2, 21, 22]. Однако темпы

исследований настолько велики, что актуальным является постоянный мониторинг и анализ как методов, так и достигнутых результатов прогнозирования. В частности, большое внимание в настоящее время уделяется экономическому прогнозированию (прогнозу потерь/прибылей в зависимости от точности предсказания производительности станций), вероятностному (ансамблевому) прогнозированию [23], прогнозированию в целях управления интеллектуальными сетями [24], обоснованию показателей эффективности методов прогноза (метрик точности прогноза) и т.д.

2.1. Классификация методов прогноза в зависимости от горизонта прогнозирования

С точки зрения временного горизонта прогнозы можно разделить на:

- срочные – прогнозы на некоторый промежуток времени (горизонт прогнозирования) вперед;
- прогнозы средней многолетней выработки СЭС или ФЭУ на основе среднего многолетнего прихода солнечной радиации в данном месте или архива данных о многолетней производительности СЭС, расположенной в заданной точке.

В первом случае решается задача территориальной оценки потенциала солнечной энергетики для выбора площадки под строительство СЭС или технико-экономического обоснования проекта. Вторая задача актуальна для анализа работы СЭС, в том числе, уточнения как средней выработки, так и ее вариаций.

Обычно прогноз делается для годового интервала времени или для иных временных горизонтов в зависимости от конкретной задачи (например, при изучении сезонных вариаций выработки СЭС).

Срочные прогнозы имеют внутреннее деление в зависимости от горизонта и детальности по времени этого прогноза (классификация отличается от принятой в прогнозировании погоды):

- краткосрочный прогноз от настоящего момента времени с детальностью от минут («now-casting») до часа («sub-hourly»), в [23] – very-short term (менее получаса);

- среднесрочный прогноз – на несколько часов вперед («intra-day»), в [23] – short-term (0,5÷6 ч);

- долгосрочный прогноз – на несколько суток вперед, в [23] – medium term (6÷24 ч.) и long term (1÷7 дней). Именно такой прогноз (на 1,5 дня) и является краткосрочным прогнозом, лежащим в основе заявки, ежедневно подаваемой российскими СЭС в соответствии с Правилами оптового рынка электрической энергии и мощности.

В зависимости от горизонта прогнозирования используются различные методы и исходные данные. Так, для получения краткосрочных прогнозов применяют в основном статистические модели и методы машинного обучения [25]. Для среднесрочного прогнозирования, для которого главный фактор изменения солнечной радиации – динамика облаков, используются метеорологические модели, основанные на спутниковых данных и наземных наблюдениях с помощью камер обзора неба (sky image cameras) [26] или теневых камер [27]. Долгосрочные прогнозы производительности СЭС и ФЭУ проводят исключительно на основе численных прогнозов погоды (ЧПП) [1, 2]. За рубежом в рамках развития упомянутой выше энергетической метеорологии идут работы по адаптации моделей ЧПП (в частности, моделей Weather Research and Forecasting (WRF) [28] и Европейского центра среднесрочного прогноза погоды (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts – ECMWF [29]) для получения прогноза прихода солнечной радиации в форматах, пригодных для прогноза выработки СЭС и ФЭУ (например, модель WRF-SolarTM, разработанная в Национальном центре исследований атмосферы США (NCAR) [30]).

2.2. Различие методов прогноза в зависимости от исходных данных

Прогнозы производительности ФЭУ и СЭС отличаются по типам исходных данных. В этом смысле модели, используемые при прогнозе, могут основываться на эндогенных данных, то есть на текущих или архивных временных рядах выработки СЭС/ФЭУ, для которых составляется прогноз. С другой стороны, экзогенные данные – это результаты измерений или моделирования метеорологических характеристик, определяющих производительность фотоэлектрических модулей:

- приходящая солнечная радиация, температура и влажность воздуха, скорость ветра;

- информация от камер обзора неба, теневых камер, спутниковых наблюдений за облаками;

- результаты численного прогноза погоды;

- информация тематических баз данных и реанализов;

- выработка соседних фотоэлектрических станций.

В определенном смысле эта классификация по исходным данным коррелирует с делением методов прогноза на прямые и косвенные.

2.3. Области применения современных методов прогноза выработки СЭС

В обзоре [21], который можно рассматривать как одно из самых ранних исследований такого рода, приведена наиболее широко используемая классификация инструментов прогнозирования производительности солнечных установок и станций: полные снимки неба (с помощью камер обзора неба), спутниковые снимки, численные прогнозы погоды, методы машинного обучения (в частности, нейронные сети) и др. В [31] предложена аналогичная классификация методов с некоторыми отличиями в терминологии: временные ряды, регрессии, численные прогнозы погоды, машинное обучение, прогнозирование на основе снимков неба. Во всех классификациях с различными вариациями повторяется некоторый общий набор современных методов и инструментов прогноза. Будем придерживаться представленной классификации, учитывая при этом прогнозируемые характеристики, тип входных данных, временное и пространственное разрешение и т.д.

2.3.1. Методы расчета выработки СЭС/ФЭУ (PV-прогноз, или физический метод прогноза)

Строго говоря, расчет выработки электроэнергии СЭС/ФЭУ при известном уровне падающей солнечной радиации, не является прогнозом. Прогноз должен быть сделан на первом этапе такого метода, а именно на этапе прогнозирования прихода радиации [21, 32]. Рассмотрим второй этап – оценку выработки СЭС в предположении, что прогноз прихода солнечной радиации уже сделан [33, 34]. В этом случае не требуются длительные ряды архивных данных о работе СЭС, а прогнозную производительность установки/станции (краткосрочный прогноз) можно получить на основе ЧПП и технических характеристик СЭС/ФЭУ. Но с ЧПП связаны и основные недостатки метода: результат определяется точностью прогноза прихода радиации, а она может быть невысока – как с точки зрения временного, так и пространственного разрешения. В результате, вследствие погрешности прогноза прихода радиации, ошибка расчета производительности станции, по данным [35], может достигать 10 %. Поэтому становятся необходимыми процедуры уточнения ЧПП в части прогноза солнечной радиации, одной из которых является ин-



терполяция ее последовательностей (временных рядов). Это требует архивных данных о радиационном режиме, которые не всегда могут быть доступны, что не дает воспользоваться преимуществами метода.

2.3.2. Статистические (регрессионные) методы

Современные статистические модели основаны на методах машинного обучения (в частности, методах искусственных нейронных сетей), которые для прогноза выработки не нуждаются в технических характеристиках СЭС/ФЭУ. Для реализации этих методов прогноза необходимы исторические данные, а именно, ряды метеорологических характеристик и выработки СЭС/ФЭУ в прошлом для того, чтобы на этих последовательностях построить регрессии или применить иные методы машинного обучения для прогноза производительности станций. Такого рода прогноз в принципе возможен, только если СЭС/ФЭУ являются действующими, причем в течение значительного времени, чтобы последовательности данных о производительности были представительными. Ясно, что точность прогноза будет определяться качеством и объемом исторических данных. К настоящему времени проведен широкий ряд исследований, посвященных оптимизации размеров обучающей выборки [36], методам оптимизации набора входных данных, которые обеспечивали бы

компромисс между сложностью процедуры машинного обучения и точностью прогноза [37–40].

Среди методов машинного обучения, применяемых в приложении к задачам прогноза выработки СЭС/ФЭУ, выделяют в первую очередь собственно методы регрессии [2]:

- линейные стационарные модели;
- линейные нестационарные модели;
- нелинейные стационарные модели.

Все эти методы объединяет задача поиска взаимосвязи между зависимой переменной (выходной мощностью или произведенной энергией СЭС/ФЭУ) и некоторыми независимыми переменными, называемыми предикторами, в качестве которых могут быть рассмотрены метеорологические характеристики, их комбинации или другие параметры.

К группе методов машинного обучения (искусственного интеллекта, ИИ) для прогноза производительности СЭС/ФЭУ относят следующие:

- искусственные нейронные сети (Artificial Neural Networks, ANNs) – наиболее распространенный среди статистических методов (рис. 1);
- метод k-ближайших соседей (k-Nearest Neighbors, k-NN) – один из самых простых методов машинного обучения;
- метод опорных векторов (Support Vector Machines, SVM; SVM-регрессия, SVR);
- метод случайного леса (Random Forests, RF).

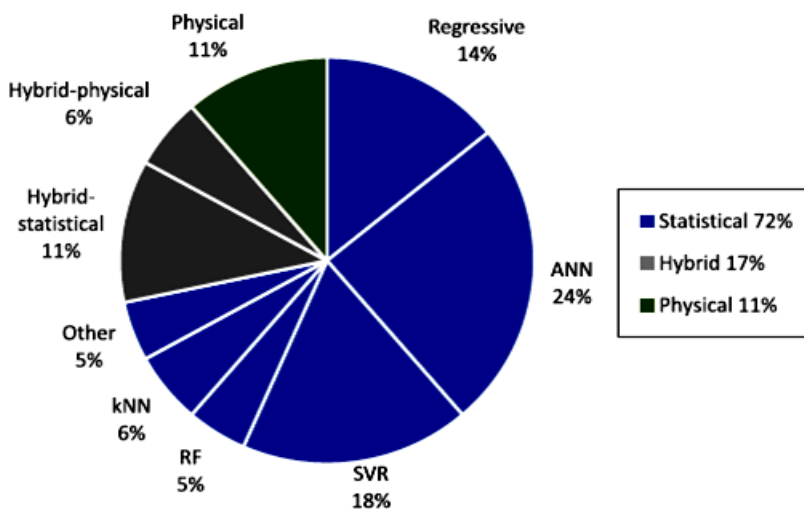


Рис. 1 – Распределение методов прогноза по повторяемости упоминания в научной печати согласно исследованию [2] (аббревиатуры – см. выше в тексте)

Fig. 1 – Distribution of forecast methods by the frequency of mention in the scientific press according to the study [2] (abbreviations - see above in the text)

2.3.3. Гибридные методы

Закономерно, что при решении задач прогноза выработки могут одновременно применять несколько методов. В этом случае говорят о гибридных (смешанных, комбинированных) методах. Так, метод, объединяющий два и более статистических методов в литературе называют гибридно-статистическим [41], а объединение модели производительности СЭС/ФЭУ на основе прогноза прихода солнечной радиации и статистического метода обозначают как гибридно-физический метод [42, 43]. Примером гибридно-физического метода является

подход, применяющий методы регрессии и искусственных нейронных сетей для уменьшения погрешности численного прогноза погоды. Обычно с помощью статистических методов дают прогноз прихода суммарной солнечной радиации или индекса ясности, а затем на основе физических представлений пересчитывают эти прогнозные величины в мощность или вырабатываемую энергию СЭС [44, 45]. В методе Physical Hybrid Artificial Neural Network (PHANN) объединили искусственные нейронные сети в части прогноза облачности и модель ясного неба [44, 47]. В целом все гибридные методы позво-

ляют достигнуть более высокой точности прогноза, чем методы на основе одного подхода.

Иллюстрацией результативности применения различных методов прогноза может быть частота соответствующих тем исследований в научных публикациях. Поэтому ряд обзорных статей по методам прогноза производительности основаны на детальной статистике библиографии (текстовый анализ, text mining) [27]. Такого рода исследования позволяют с высокой долей вероятности определить наиболее продуктивные направления и методы в прогнозе производительности СЭС/ФЭУ.

2.3.4. Персистентные модели

Отдельно следует выделить так называемые персистентные модели (persistence models), которые обычно рассматриваются как некоторый первичный этап прогноза, поскольку они являются наиболее простыми [2]. В этом случае предполагается, что условия (солнечная радиация, выходная мощность СЭС/ФЭУ, индекс ясности и т.д.) в моменты времени, соответствующие текущему времени и времени, для которого делается прогноз, одинаковы. Такие модели наиболее адекватны в случае стационарных временных рядов прихода радиации или мощности СЭС и являются неким начальным уровнем прогнозирования, с которым сравниваются результаты более сложных моделей.

Поскольку временные ряды прихода солнечной радиации не являются стационарными, применение персистентных моделей обычно ограничивается краткосрочным («sub-hourly») прогнозом. Для того чтобы решить эту проблему, было предложено проводить разложение выработки солнечной станции на стационарную и стохастическую составляющие. Стационарный член обычно определяется солнечным излучением при ясном небе, а стохастический – влиянием облачности [31]. Этот метод, названный smart persistence, в качестве базовой, относительно которой рассматриваются вариации, использует наиболее устойчивую (постоянную) характеристику, например, индекс ясности, облачность, изменение

температуры воздуха в течение заданного периода и т.п. [48].

2.3.5. Вероятностные методы

Альтернативой детерминистским подходам являются вероятностные методы, значимость которых подчеркивается во многих последних исследованиях, поскольку такие методы предусматривают и оценку экономических рисков ввиду ошибок прогноза. Вероятностные энергетические прогнозы применялись ранее в течение длительного времени, но только в отношении нагрузки потребителей. В части выработки станций и установок на ВИЭ эти прогнозы имеют менее длительную историю, причем наименее зрелыми, согласно [49], являются вероятностные модели в солнечной энергетике из-за ее относительно низкого проникновения на рынок. С другой стороны, вероятностное прогнозирование выработки ветровых станций показывает высокий уровень зрелости вследствие сходства подходов с метеорологическим прогнозированием. Принципиальное отличие вероятностных прогнозов заключается в следующем. Традиционные детерминистические (точечные) прогнозы поступления солнечной энергии или выработки СЭС/ФЭУ дают единственное значение для каждого горизонта прогноза (рис. 2a), их цель состоит в том, чтобы определить в текущий момент времени радиацию или выработку электроэнергии в момент времени, соответствующий горизонту прогноза. При таком подходе игнорируется информация, которая очень важна для сетевых компаний или руководителей коммунальных служб, например верхняя и нижняя границы возможных прогнозов или процент доверия для каждого значения. Вероятностные прогнозы к точечным оценкам добавляют релевантную информацию об ожидаемых значениях, а именно, диапазон вероятных значений поступления солнечной радиации, выработки СЭС и т.д. (рис. 2b, 2c), а также вероятность наступления каждого прогноза. Основной выходной характеристикой этих прогнозов является функция плотности вероятности и производные величины.

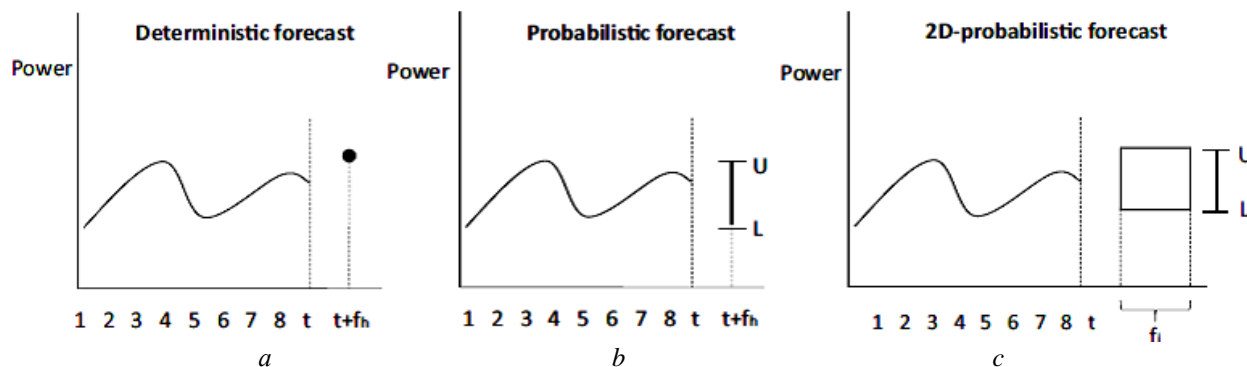


Рис. 2 – Схематичное изображение детерминистского (a) и вероятностного методов (1 (b) и 2D (c) – методов) [54]
 Fig. 2 – Schematic representation of deterministic (a) and probabilistic methods (1 (b) and 2D (c) – methods) [54]



Оценки вероятности особенно полезны для деятельности с неявной неопределенностью и там, где необходимо управлять рисками, например, при балансировании выработки и спроса на рынке электроэнергии. Как показано в [50], вероятностные прогнозы позволяют более обоснованно резервировать электрические мощности для преодоления неопределенности в отношении солнечной энергии, а также получать большие доходы на дневном рынке энергии и мощности по сравнению с детерминистскими про-

гнозами. Как и детерминистские, вероятностные прогнозы могут быть классифицированы по горизонту, пространственному масштабу, методам прогнозирования. Вероятностные прогнозы были успешно реализованы в [50–52] и других работах, обзор и систематизацию которых можно найти в [2, 27, 53]. На рис. 3 приведены результаты анализа проникновения вероятностных методов в прогноз производительности солнечных станций.

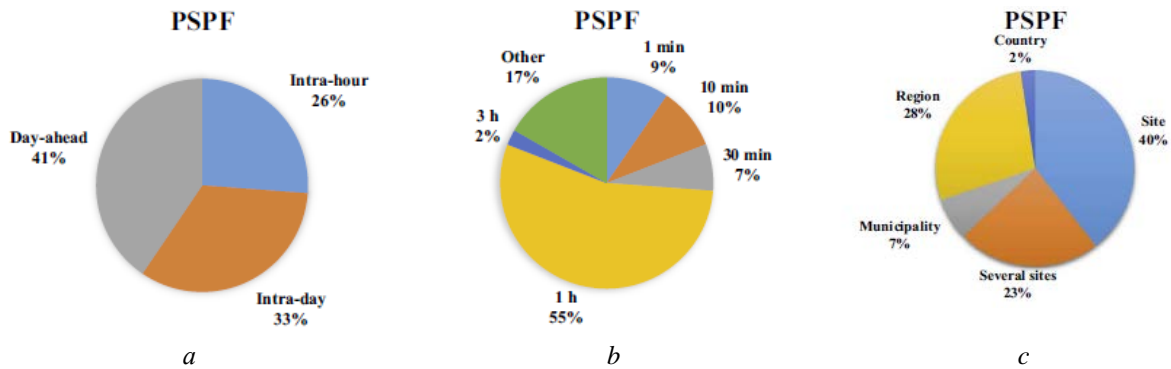


Рис. 3 – Характеристика вероятностных прогностических моделей [53]: а – распределение моделей по горизонту прогноза; б – по временному разрешению; с – пространственному разрешению. PSPF – probabilistic forecasting of solar power

Fig. 3 – The characteristic of probabilistic prognostic models [54]: distribution of models according to the forecast horizon (a), temporal resolution (b), spatial resolution (c). PSPF – probabilistic forecasting of solar power

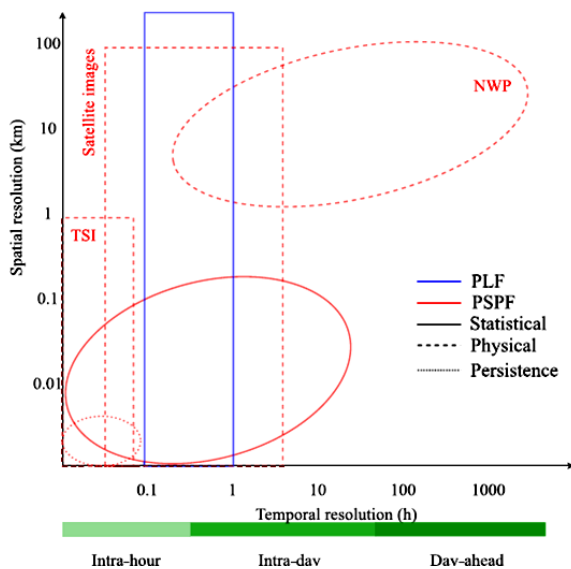


Рис. 4 – Пространственное (в км) и временное (в часах) разрешение статистических и физических методов прогноза выработки солнечных станций [54]: PLF – вероятностные методы прогноза нагрузки потребителя; PSPF – вероятностные методы прогноза выработки солнечных станций; NWP – методы, использующие численный прогноз погоды; TSI – камеры обзора неба

Fig. 4 – Spatial (in km) and time (in hours) resolution of statistical and physical methods for forecasting the solar stations generation [54]: PLF – probabilistic methods for forecasting the load; PSPF – probabilistic methods for forecasting the solar stations generation; NWP – a numerical weather forecasting methods; TSI – sky cameras

Пространственно-временные масштабы применимости различных методов прогнозирования выработки электроэнергии СЭС/ФЭУ иллюстрирует рис. 4, который отражает результаты целого ряда обзоров [2, 52, 55, 56].

Границы зон применимости тех или иных методов в этих обзорах отличаются количественно, но качественно картины похожи.

2.4. Проблемы точности оценки выработки СЭС при наличии прогноза солнечной радиации

Даже при высокой точности прогноза прихода солнечной радиации можно получить высокую погрешность прогноза выработки СЭС/ФЭУ, если не учтены условия работы станции или установки [39]. В связи с этим для прогноза выработки СЭС физическими методами необходимо иметь подробную информацию о характеристиках установок в составе станции, включая не только размеры, мощность, но также ориентацию ФЭМ в пространстве (в том числе параметры систем слежения за Солнцем, если они используются), мощность и КПД инвертора, длительность эксплуатации модулей и др. Часто следует учитывать местные физико-географические условия эксплуатации СЭС (характерные высоты снежного покрова в зимний период, локальные характеристики атмосферного воздуха, например, запыленность, концентрация аэрозолей и др.), которые могут влиять как на приход солнечной радиации и выработку (за-



пыленность и оснежение модулей), так и на скорость деградации модулей и других систем станции. При сложном рельефе местности и наличии промышленной или городской застройки в окрестностях СЭС необходимо учитывать суточную и сезонную динамику затенения модулей, которая может быть учтена путем моделирования хода прямой солнечной радиации с привлечением адекватных моделей рассеяния. Детальный анализ влияния различных факторов на прогноз производительности был проведен в [57], где рассматривались несколько физических моделей преобразования солнечной энергии в электрическую, и для каждой из них определялось влияние на прогноз производительности СЭС учета температуры модуля, степени деградации модуля и загрязнения воздуха. В среднем в отсутствие учета конкретных условий эксплуатации добавленная (к ошибкам прогноза поступления радиации) погрешность может достигать 10 %, при этом затенение может увеличить эту ошибку до 30 %.

2.5. Метрики точности прогноза

Точность прогнозов выработки СЭС/ФЭУ принято оценивать рядом показателей (метрик). Эти метрики позволяют проводить сравнение эффективности различных методов и подходов к прогнозированию. Каждая метрика фокусируется на определенном параметре прогноза. Уникальной метрики, которая бы характеризовала точность прогноза для всех применяемых методов, не существует [2]. В [70] выполнен детальный обзор современных метрик прогноза выработки солнечных станций. Не претендуя на полноту, рассмотрим здесь наиболее часто используемые.

Среди метрик, применяемых для оценки качества детерминистского прогноза, используют классические статистические характеристики, а именно:

1. Нормализованная ошибка, в которой разность прогнозируемого (P_{pred}) и измеренного (P_{means}) значений выработки нормируется на максимальную величину прогноза.
2. Средняя абсолютная ошибка (MAE), которая характеризует средний по выборке модуль отклонения прогноза от реальной выработки.
3. Средняя ошибка смещения (Mean Bias Error, MBE), которая определяет переоценку или недооценку производительности:
4. Стандартное отклонение.
5. Среднеквадратичная ошибка (RMSE).
6. Медиана абсолютной ошибки.
7. Коэффициент корреляции и коэффициент Пирсона между прогнозом и реальной производительностью.
8. Оценка качества прогноза (ss), которая была введена первоначально для прогноза поступления солнечной радиации и определяется как отношение ошибки прогноза прихода солнечной радиации к вариациям солнечной радиации. По мере уменьше-

ния неопределенности (погрешности) прогноза, ss приближается к 1.

При детерминистском прогнозе выработки в заданной точке, когда важна информация о значительных ошибках прогноза, которая нивелируется в средней абсолютной ошибке (MAE), наиболее широко используется среднеквадратичная ошибка (RMSE) [27]. Для сравнения эффективности различных методов прогноза обычно применяют нормированные ошибки $nRMSE$, $nMAE$ и $nMBE$, поскольку нормировка позволяет уйти от зависимости от масштаба СЭС/ФЭУ [58]. Такие независимые от масштаба объекта ошибки прогноза используются также при сравнении влияния на прогноз различных наборов исходных данных. Для этих же целей применяется метрика ss .

Большинство авторов пользуются указанными выше классическими статистическими метриками, однако согласно [59], эти показатели погрешности прогноза могут не соответствовать требованиям сетевых операторов. В частности, большие ошибки прогноза могут иметь серьезные экономические последствия и приводить к проблемам сетей, поэтому необходимы метрики, которые позволяли бы обнаруживать большие ошибки прогноза, а не нивелировать их при осреднении ошибок. В результате были внесены следующие дополнения в перечень метрик погрешности прогноза:

1. Асимметрия и эксцесс распределения погрешностей прогноза. Последний, в частности, позволяет определить частоту возникновения экстремальных погрешностей.
2. Максимальная абсолютная погрешность, которая позволяет оценить максимально возможные экономические последствия для работы сети в случае наступления этой ошибки.
3. Интеграл Колмогорова – Смирнова (KSI), который позволяет определить, насколько существенно отличаются два набора данных (последовательность прогнозных и фактических значений выработки). Малое значение интеграла доказывает, что прогнозируемые и реальные значения ведут себя статистически подобно (при $KSI = 0$ все значения прогноза совпадают с реальной производительностью) [27].

Вероятностные методы позволяют определить функции плотности вероятности прогнозируемой величины и определить для нее доверительный интервал [54]. Метрики точности для оценки этих двух результатов вероятностного прогнозирования различны. Для характеристики точности прогноза функции плотности вероятности используются оценка качества прогноза Бриера (the Brier skill score, BSS) и оценка вероятности с непрерывным ранжированием (the continuous ranked probability score, CRPS). Оценку качества прогноза Бриера можно считать эквивалентом среднеквадратичной ошибки [60] для вероятностных прогнозов. Метод CRPS предусматривает сравнение прогнозных значений поступления солнечной радиации или выработки СЭС с фактическим распределением этой же величины в



терминах накопленной функции вероятности [61]. По сравнению с указанными двумя метриками, оценки ошибок определения доверительных интервалов более просты: вероятность покрытия интервала прогнозирования (частота попадания прогноза производительности в заданный интервал) и нормализованная средняя ширина допустимого интервала прогнозирования. Очевидно, что для качественного прогноза требуется высокая вероятность покрытия и малая ширина допустимого интервала прогнозирования. На основе анализа чувствительности моделей прогноза и непараметрических статистических результатов со стороны сетевых операторов был предложен сокращенный набор метрик для оценки точности прогнозов, а именно, МВЕ, стандартное отклонение, асимметрия, эксцесс, функция распределения ошибок прогноза, RMSE и некоторые другие [2].

Факторами, которые затрудняют сравнение различных моделей и методов прогнозирования является в первую очередь климатическая изменчивость. В регионах с высокой изменчивостью прихода солнечной радиации прогноз объективно будет иметь более значительную ошибку, чем в регионах со стабильным климатом. В связи с этим важно проводить прогнозы одним и тем же методом в различных климатических условиях, чтобы определить пределы его применимости с этих позиций. Как отмечается в [2], важной и востребованной может стать единая база данных, охватывающая различные климатические условия и предлагающая исходные массивы данных для тестирования прогнозов производительности СЭС/ФЭУ.

Период тестирования моделей и методов прогноза также является важным обстоятельством при сравнительном анализе. Некоторые исследования посвящены тестированию прогностических моделей, охватывающих длительные периоды времени и все возможные актинометрические и метеорологические условия, в то время как в ряде работ рассматриваются прогнозы только в условиях ясного неба [62] или в пасмурную погоду [63].

Другим фактором, определяющим различие результатов прогнозов, является степень агрегации выборок исходных данных и результатов прогноза. Усреднение выборок исходных данных за более длительные периоды приводит к меньшим ошибкам [64, 65], например, в [65] были получены меньшие ошибки на основе последовательностей часовых данных по сравнению с прогнозом на основе 15-минутных средних. Пространственная агрегация, как и временная, уточняет результаты прогноза – ошибка прогноза выработки для комплекса СЭС/ФЭУ ниже, чем для отдельной станции, поэтому неправомерно сравнивать результаты регионального прогноза производительности с точечными.

2.6. Влияние пространственного разрешения на точность прогнозирования

В зависимости от задач прогноза производительности могут быть сделаны для отдельного фотоэлектрического модуля (ФЭМ) или ФЭУ и для СЭС мегаваттной мощности, занимающей достаточно протяженную территорию. Соответственно, с точки зрения пространственного разрешения речь может идти о точечных или региональных прогнозах.

Как было показано в [66], вариации производительности отдельного ФЭМ (например, дисперсия) существенно больше, чем изменчивость производительности всей СЭС или средней производительности нескольких СЭС в регионе. Это явление было названо фильтром разнообразия (diversity filter). Действительно, если предположить, что N установок, входящих в состав СЭС, имеют одинаковые размеры и мощность, то влияние фильтра разнообразия на вариации производительности СЭС будет зависеть от корреляции вариаций производительности отдельных установок, которая в свою очередь зависит от пространственного и временного шага (и, в конечном счете, от площади, занимаемой станцией), а именно, обратно пропорциональна расстоянию между ФЭМ. Корреляция между производительностями отдельных ФЭМ также будет зависеть от скорости движения облаков, определяющая характерный временной интервал, в пределах которого корреляция будет высока.

Следовательно, поскольку ошибки прогноза увеличиваются вследствие изменчивости падающей солнечной радиации, можно ожидать, что региональные прогнозы, охватывающие крупные СЭС или даже несколько станций, выиграют в точности от эффектов пространственного усреднения, что и было показано на значительном объеме данных в [31]. В целях учета пространственного фактора в прогнозе производительности СЭС для территории США [67] была предложена эмпирическая формула для определения коэффициента корреляции между производительностью отдельных ФЭМ в составе СЭС (или между отдельными СЭС в регионе) в зависимости от характерного расстояния между ними, горизонта прогноза и скорости движения облаков.

В [68, 69] на основе анализа прогнозов выработки для солнечных станций в ФРГ (как единичных, так и комплекса СЭС на уровне региона) было показано, что ошибка регионального прогноза производительности пропорциональна корреляции ошибок прогноза отдельных станций (чем ниже корреляция между отдельными ФЭМ или СЭС, тем выше точность прогноза их производительности). В свою очередь эта корреляция экспоненциально зависела от расстояния между станциями: она резко снижалась с ростом расстояния до ~200 км, а затем замедляла падение. И если средняя ошибка прогноза для отдельных СЭС составляла 13 %, то для объединенных в сеть региональных станций она падала до 5 %. Подобные ре-



зультаты были получены в [70], где провели оценку ошибки прогноза производительности отдельной станции мощностью 100 МВт и сети станций общей мощностью 64 495 МВт. Оказалось, что нормализованная среднеквадратичная ошибка прогноза выработки для единичной СЭС на сутки и час вперед составляли 22 % и 17 %, а аналогичные ошибки для всей сети СЭС – 4 % и 2 % соответственно.

3. Оценка экономических последствий неточности прогнозов производительности СЭС

3.1. Влияние инфраструктуры генерации и принятых требований к прогнозам на экономические параметры работы СЭС

По мере увеличения проникновения солнечной энергии на энергетические рынки влияние неточности прогнозов на работу сети может расти. В результате на некоторых рынках электроэнергии производители энергии на СЭС уже сейчас сталкиваются со штрафными санкциями, если отклонение между прогнозируемой и произведенной энергией превышает допустимый предел. Это безусловно стимулирует развитие техники прогнозирования производительности солнечных электростанций. Как указано в [71], при определенных рыночных ситуациях (например, когда локальные предельные цены рынка реального времени в пять раз выше рыночных цен на энергию на сутки вперед), штрафные санкции за завышение прогноза всего на 10 % сводит на нет экономическую выгоду, которую генератор получил бы из-за указанной выше разницы цен. Вопрос, однако, исследован еще достаточно слабо: не все сети откликаются на увеличение точности прогноза сходным образом. Причиной неопределенности отклика сетей могут быть следующие факторы [2, 72]:

- сложности моделирования работы энергосистемы;
- сложность определения затрат и выгод;
- относительно низкое проникновение солнечной энергии на энергетический рынок;
- недостаточное понимание того, как системные операторы могут использовать предоставленную информацию;
- разнообразие торговых систем.

Следует учесть также новую тенденцию (и проблему прогноза), а именно, нарастание количества распределенных сетевых фотоэлектрических станций малой мощности, влияние которых воспринимается операторами сети только как снижение спроса. Это может привести к ошибкам в прогнозировании нагрузки потребителя [73] и, возможно, к слиянию в будущем задач прогнозирования нагрузки и прогнозирования выработки в задачу прогноза чистого спроса [49].

Одним из первых исследований, посвященных экономическим последствиям солнечного прогнозирования, была работа [73], в которой анализировалось функционирование государственной энергосервисной компании в Аризоне (США), в том числе не-

обходимые резервы для поддержания стабильности сети и экономические затраты при включении в сеть электростанций на возобновляемых источниках энергии. В связи с наличием в энергосистеме атомных станций в случае высокой выработки СЭС и низкого спроса, могли возникнуть серьезные эксплуатационные проблемы, поэтому тем более важными являлись точные прогнозы выработки. Были рассмотрены рынки на сутки и час вперед, а также сценарии с высоким и низким уровнем проникновения солнечной генерации. Смоделированная система была автономной: торговля энергией с соседними системами не рассматривалась. При условии гибкого режима работы атомных станций пиковые падения мощности в сети вследствие неравномерности выработки СЭС были менее 3,4 %, в то время как в отсутствие этой гибкости они могли достигать 17,8 %. Затраты на интеграцию СЭС в сеть варьировались от 1 до 4,4 долл. США в расчете на каждый мегаватт-час выработки солнечных станций. Основная часть этих затрат была связана с поддержанием баланса резервов на рынке на час вперед. Необходимость гибкого изменения мощности станций традиционной энергетике в энергосистеме (балансирующей мощности) была доказана рассмотрением сценария с постоянной мощностью атомных станций, штрафом за сокращение выработки СЭС и др., что привело к затратам на интеграцию солнечной генерации в сеть в размере 9,6 долл. США за каждый мегаватт-час солнечной генерации.

В [74] также рассматривалась энергосистема в штате Аризона. Была предложена оценка снижения штрафов за неточный прогноз выработки СЭС при отключении станции от сети в случае невозможности удовлетворить принятому критерию скорости изменения мощности (Ramp Rate Rules, RRR). RRR устанавливает штраф за отклонение от номинальной мощности СЭС более чем на 10 % за минуту. Штраф составляет 0,1 долл. США за отклонение на мегаватт мощности за секунду. Было рассмотрено влияние различных сценариев (снижение уровня солнечной радиации при ясном небе до определенного значения) и методов прогноза производительности (ЧПП, краткосрочные прогнозы на основе показаний датчиков освещенности, персистентный прогноз с ограничением скорости изменения выработки станции до уровня RRR, идеально точный прогноз (как репер для сравнения) и т.д.). Экономический результат оценивался в виде чистой выручки СЭС после вычета штрафов. Было показано, что при работе СЭС без ограничений на выдачу энергии в сеть в результате ошибочности прогноза доход снижается из-за штрафов на 80 %. Наилучшим методом прогноза оказалась персистентная модель, при ее использовании чистая выручка составила 90 % валового дохода.

Интересные исследования в области прогноза производительности СЭС и экономических оценок точности прогноза проводятся в последние годы в Китае. Так, в [3] решается задача прогноза прихода



солнечной радиации и пересчета полученной оценки в выработку солнечной станции заданной мощности (гибридно-физический метод). В результате были получены прогнозы на короткие (от минут до часа), внутрисуточные и дневные сроки. Ценность исследования заключается в том, что апробация предложенных методов была проведена на примере Сингапура, на территории которого развернута сеть из 30 станций мониторинга солнечного излучения и производительности фотоэлектрических станций, которые состоят из метеорологических станций, датчиков освещенности и камер наблюдения за небом. В результате в реальном времени формировались карты освещенности территории Сингапура, которые «развивались» во времени либо статистическими методами, либо с помощью анализа движения облаков, для получения двумерного прогноза освещенности. Последние на основе технических характеристик СЭС и топологии сети были преобразованы в прогнозную мощность станций с почасовой детализацией.

Экономические следствия погрешности прогноза выработки в виде штрафов в соответствии со стандартом [4] проиллюстрированы в [3] на примере СЭС в провинции Хэнань (Китай). Учитывались следующие экономические параметры:

- ставка дисконтирования;
- льготный тариф на электроэнергию в течение 20 лет (обеспечивает покрытие 15-летнего банковского кредита, превышающего 70 % капитальных затрат);
- налоговая ставка 25 %;
- эксплуатационные расходы, включая расходы на техническое обслуживание, замену инверторов и страхование, которые ежегодно корректируются с учетом инфляции;
- стоимость установленной мощности СЭС была принята 880 \$/кВт;
- выровненная себестоимость энергии (LCOE) – 0,125 долл. США/кВтч после уплаты налогов, что ниже feed-in-tariff (0,128 долл. США/кВтч).

Действующий стандарт [4] требует прогнозирования активной мощности для двух временных горизонтов: от 15 мин до 4 ч с шагом 15 мин и на сутки вперед (24 ч.) с шагом 15 мин. Для определения потенциальных потерь денежных потоков от неточных прогнозов выработки СЭС были выбраны два сценария нарушения требований к прогнозу: а) не предоставление отчета 1 раз за месяц; б) для половины месяца точность прогнозирования на день вперед составляла всего 75 % (при нормативной 85 %). Показано, что первый сценарий приведет к ежегодной потере выручки в размере 2,4 %, что составит за срок службы проекта около 6 млн долл. США (2,4 млн долл. США чистого дисконтированного дохода) и к увеличению на 2 года дисконтированного периода окупаемости СЭС (при соблюдении требований стандарта по прогнозу срок окупаемости составляет 10 лет). Второй сценарий менее драматичен, но заданные 10 % отклонения в точности прогноза приведут в пересчете на недовыработку энергии к «поте-

ре» 1,8 ГВт·ч в год. Это составляет порядка 1,7 % от расчетной выработки энергии (106,1 ГВт·ч/год). Потеря номинальной выручки в этом случае около 4,6 млн долл. США, (1,8 млн долл. США чистого дисконтированного дохода) и увеличение срока окупаемости на 1 год. Таким образом, соблюдение требований к качеству прогноза является важной составляющей окупаемости проектов солнечной энергетики в Китае.

3.2. Особенности прогнозирования выработки СЭС в условиях российского рынка энергии и мощности

В 2013 г. в России официально начато субсидирование объектов возобновляемой энергетики, подключенных к Единой энергетической системе, в том числе СЭС [75]. Основой для получения субсидий на компенсацию затрат инвестора при строительстве станций являются:

- выполнение требований по достижению среднегодового значения коэффициента использования установленной мощности (КИУМ) СЭС;
- удовлетворение требований по локализации производства компонентов станции;
- минимальная стоимость строительства энергообъекта, заявляемая на конкурсе.

Продажа электроэнергии, выработанной СЭС, осуществляется по ценам оптового рынка, и график поставок энергии согласуется с диспетчерским управлением сетей региона на сутки вперед [5, 6]. Однако основным источником средств являются платежи за поставку мощности аналогично электростанциям традиционной энергетики, но для объектов на основе ВИЭ плата за 1 МВт выше, что и позволяет окупать строительство объектов. Оценки показывают, что платежи за поставку мощности составляют до 99 % дохода СЭС от генерации электроэнергии. Описанная схема очевидным образом отличается от большинства зарубежных стран, где в основном используется повышенный тариф на покупку от СЭС энергии [76]. Такой порядок субсидирования нивелирует финансовые потери генерирующей организации от погрешности прогноза выработки СЭС и снижает остроту необходимости создания инструментов прогнозирования. Тем не менее эти инструменты создавать необходимо, поскольку в ближайшие годы возможно изменение действующего порядка.

Итак, в соответствии с [5, 6] генерирующая организация подает оператору торговой системы ОРЭМ три заявки:

- Выбор состава включенного генерирующего оборудования (ВСВГО) – суточный прогноз на четвертый день с разбивкой по часам. Прогнозные величины объемов генерации на каждый час в случае ВИЭ-генераторов не так важны, как обозначение самого факта возможности генерации в определенный час суток.
- Ценовая заявка на рынок на сутки вперед (РСВ), содержащая желаемые объемы генерации и

цены, а также прогноз на сутки вперед с разбивкой по часам. Объемы отклонений фактического производства/потребления от почасовых плановых объемов для каждого участника продаются/покупаются на балансирующем рынке (БР). Для ВИЭ-генераторов действует «нештрафуемый коридор» отклонений $\pm 10\%$ от установленной мощности объекта, в рамках которого покупка отклонений на БР осуществляется по «комфортным» для ВИЭ-генератора ставкам.

– Оперативные ценопринимающие заявки (ОЦЗ), которые представляют собой корректировки ценовой заявки на РСВ и не всегда принимаются оператором торговой системы (подаются не позднее, чем за 45 мин до начала периода, в отношении которого проводится расчет, и содержат уточненный прогноз на час (и более)).

Центральной и наиболее важной является ценовая заявка на РСВ. Она представляет собой почасовой прогноз выработки станции на следующие сутки, подаваемый до 13:30 Московского времени предыдущего дня, то есть 36 ч. Следует отметить, что «нештрафуемый коридор» отклонений $\pm 10\%$ (от установленной мощности) с учетом того, что в климатических условиях России КИУМ СЭС редко превышает 20 %, в терминах средней генерируемой мощности составляет примерно $\pm 50\%$. В результате потери от невыполнения диспетчерского графика СЭС складываются из упущенной выгоды при превышении фактической выработки сверх допустимого диапазона отклонений в генерации (10 % установленной мощности) и потерь, вызванных начислением отрицательного небаланса балансирующего рынка на объемы отклонений по собственной инициативе сверх допустимого диапазона отклонений генерации.

Упущенная выгода возникает ввиду того, что избыток энергии оплачивается по тарифу 1 р./МВт·ч, и на каждом выработанном мегаватт-часе СЭС теряет $(C_{рсв} - 1)$, где $C_{рсв}$ – цена рынка на сутки вперед. Потери от отрицательного небаланса обусловлены разницей между $C_{рсв}$ и ценовым индикатором балансирующего рынка. Оба ценовых параметра определяются для каждой точки подключения и изменяются каждый час, то есть являются уникальными для каждой СЭС.

Для анализа влияния погрешности прогноза выработки на экономические показатели солнечной электростанции были использованы данные о ценовых показателях и выработке двух СЭС ГК «Солар Системс» установленной мощностью 15 МВт и 75 МВт. Расчет потерь от невыполнения диспетчерского графика СЭС проводился как для фигурировавших в ценовых заявках значений прогнозной и фактической выработки, так и для модельных случаев, соответствующих уменьшению отклонений прогнозных значений от фактических в 1,3; 2 и 4 раза. В качестве меры погрешности прогноза выбрана среднеквадратичная ошибка RMSE. Расчет показал, что снижение ошибки прогноза в 2 раза приводит к уменьшению потерь от невыполнения диспетчерско-

го графика в 5÷9 раз. Нижний предел относится к летнему месяцу (июль), когда из-за большого количества ясных дней сделать экспертный прогноз (сегодня прогнозы выработки СЭС в РФ делаются, как правило, экспертным методом) проще, чем в осенне-зимний период. Таким образом, для снижения потерь от невыполнения диспетчерского графика СЭС до разумно низких пределов необходимо уменьшить погрешность прогнозирования в 1,5÷2 раза.

4. Заключение

Прогнозирование переменных, не подлежащих диспетчеризации ВИЭ, таких как энергия ветра и солнца, имеет решающее значение для балансировки электроэнергетических систем, когда уровни проникновения превышают определенные минимальные пороговые значения. В ответ на сформировавшиеся потребности энергетическая метеорология как научная дисциплина о количественной оценке изменчивости электрогенерации на основе ВИЭ становится все более важной областью прикладных исследований для возобновляемой энергетики. В соответствии с требованиями к прогнозам различают временные и пространственные рамки (горизонты прогноза), которым отвечают разнообразные подходы к прогнозированию: прямые (прогноз собственно выработки станций) и косвенные (прогнозы прихода солнечной радиации с последующим пересчетом в выработку СЭС).

За последние десятилетия сформировался обширный перечень методов прогнозирования в рамках указанных подходов, в том числе использование численных прогнозов погоды, статистические (регрессионные) методы, персистентные модели, гибридные методы. Стоит также указать на развивающуюся тенденцию использования при прогнозировании вероятностных подходов, которые, во многом более адекватны требованиям электрических сетей.

Конечным результатом развития методов прогноза выработки должно быть снижение экономических потерь, которые определяются, помимо повышения точности, правилами рынка электроэнергии, принятыми в конкретной стране. Проведенные оценки в приложении к электроэнергетическому рынку Китая и отдельных штатов США, показывают, что при значительной степени проникновения солнечной энергетики и высоких требованиях к прогнозу, ошибки оказывают существенное влияние на экономику проектов (заметное увеличение сроков окупаемости, повышение затрат на присоединение СЭС к сети и т.д.). Для солнечной энергетики РФ с ее незначительной долей генерации и особенностями действующих мер поддержки (ДПМ) проблема точности прогноза выработки возможно не является пока острой, однако инструменты прогнозирования создавать необходимо, поскольку в ближайшие годы возможно изменение действующего порядка. Проведенные сценарные оценки влияния точности прогноза для станций на территории России показали, что для снижения потерь от не-



выполнения диспетчерского графика СЭС до разумно низких пределов необходимо уменьшить погрешность прогнозирования в 1,5÷2 раза.

Благодарности

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-08-00877.

Acknowledgments

The reported study was funded by Russian Foundation for Basic Research, project number 19-08-00877.

Список литературы

- [1] Kleissl, J. Solar Energy Forecasting and Resource Assessment / J. Kleissl. – Academic Press, 2013. – 462 p.
- [2] Antonanzas, J. Review of photovoltaic power forecasting / J. Antonanzas [et al.] // Solar Energy. – 2016. – Vol. 136. – P. 78–111.
- [3] Reindl, T. Energy meteorology for accurate forecasting of PV power output on different time horizons / T. Reindl [et al.] // Energy Procedia. – 2017. – Vol. 130. – P. 130–138.
- [4] Chinese GB/T 19964-2012, “Technical requirements for connecting photovoltaic power stations to power systems”.
- [5] Постановление Правительства РФ от 27 декабря 2010 г. № 1172 «Об утверждении Правил оптового рынка электрической энергии и мощности и о внесении изменений в некоторые акты Правительства Российской Федерации по вопросам организации функционирования оптового рынка электрической энергии и мощности» (с изменениями и дополнениями) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://base.garant.ru/12184415/057c59951136e0a69495234cc8729bd2/#block_10000. – (Дата обращения: 15.11.2019.).
- [6] Регламент определения объемов, инициатив и стоимости отклонений. Приложение 12 к Договору о присоединении к торговой системе оптового рынка. Ассоциация «Некоммерческое партнерство Совет рынка по организации эффективной системы оптовой и розничной торговли электрической энергией и мощностью» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://lk.np-sr.ru/sites/default/files/sr_regulation/reglaments/r12_01012018_24012018.pdf. – 179 С. – (Дата обращения: 15.11.2019.).
- [7] Энгель, Е.А. Прогнозирование выработки электрической энергии солнечной электростанции на основе рекуррентной нейросети / Е.А. Энгель // Материалы Девятой международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем (MLSD'2016)». – 2016. – С. 436–439.
- [8] Воротынцева, Д.В. Прогноз выработки электроэнергии фотоэлектрическими электростанциями (на сутки вперед) с использованием машинного обучения / Д.В. Воротынцева, М.Г. Тягунов // Вестник МЭИ. – 2018. – № 4. – С. 53–57.

[9] Ануфриев, О.В. Прогноз почасовой выработки ФЭС на сутки вперед с использованием машинного обучения / О.В. Ануфриев [и др.] // Фёдоровские чтения – 2017. XLVII Международная научно-практическая конференция с элементами научной школы. – М.: Издательский дом МЭИ, 2017. – С. 305–311.

[10] Снегирев, Д.А. Возможности алгоритмической реализации краткосрочного прогнозирования выработки солнечных электростанций / Д.А. Снегирев [и др.] // Всероссийская научная конференция по проблемам управления в технических системах. – С.-Пб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2017. – № 1. – С. 236–239.

[11] Снегирев, Д.А., Особенности прогнозирования выработки электроэнергии солнечными электростанциями / Д.А. Снегирев [и др.] // Электроэнергетика глазами молодежи – 2017. Материалы VIII Международной научно-технической конференции. – Самара: СГТУ, 2017. – С. 139–142.

[12] Ерошенко, С.А. Прогнозирование выработки СЭС: проблемы реализации [Электронный ресурс] / С.А. Ерошенко [и др.]. – Режим доступа: http://cigre.ru/activity/conference/seminar_c6/materials/Prezent_Solar.Forecast_Eroshenko_30.11.17.pdf. – (Дата обращения: 12.05.19.).

[13] Аbruков, В.С. Интеллектуальная система прогнозирования работы солнечных электростанций / В.С. Аbruков [и др.] // Международный научный журнал «Альтернативная энергетика и экология» (ISJAEЕ). – 2017. – № 16–18. – С. 30–42.

[14] Мельникова, А.А. Методика оценки условий внедрения объектов солнечной энергетики / А.А. Мельникова, Ю.Ю. Рафикова // Международный научный журнал «Альтернативная энергетика и экология» (ISJAEЕ). – 2016. – № 15–18. – С. 12–23.

[15] Габдерахманова, Т.С. Использование солнечных фотоэнергетических установок: результаты мониторинга и прогноза производительности / Т.С. Габдерахманова [и др.] // Международный научный журнал «Альтернативная энергетика и экология» (ISJAEЕ). – 2015. – № 19. – С. 48–54.

[16] Киселева, С.В. Оценка эффективности фотоэлектрических станций в климатических условиях Кыргызстана / С.В. Киселева [и др.] // Международный научный журнал «Альтернативная энергетика и экология» (ISJAEЕ). – 2015. – № 1. – С. 14–25.

[17] Авджян, Н.С. Потенциал Краснодарского края в области возобновляемой энергетики / Н.С. Авджян [и др.] // Международный научный журнал «Альтернативная энергетика и экология» (ISJAEЕ). – 2017. – № 13–15. – С. 24–36.

[18] Коломиец, Ю.Г. Актинометрические данные для проектирования солнечных энергоустановок в Московском регионе / Ю.Г. Коломиец [и др.] // Международный научный журнал «Альтернативная энергетика и экология» (ISJAEЕ). – 2016. – № 21–22. – С. 12–24.

[19] Группа компаний «Хевел» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: // <https://www.hevelsolar.com/>. – (Дата обращения: 08.08.19.).



- [20] Группа компаний «Солар Системс». [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://solarsystems.msk.ru/>. (Дата обращения 08.08.19).
- [21] Inman, R.H. Solar forecasting methods for renewable energy integration / R.H. Inman., H.T.C. Pedro, C.F.M. Coimbra // *Prog. Energy Combust.* – 2013. – No. 39. – P. 535–576.
- [22] IEA-Photovoltaic and solar forecasting: state-of-the-art. Report IEA-PVPS T14-01:2013.
- [23] Ren, Y. Ensemble methods for wind and solar power forecasting – a state-of-the-art review / Y. Ren, P. Suganthan, N. Srikanth // *Renew. Sustain. Energy Rev.* – 2015 – Vol. 50. – P. 82–91.
- [24] Wan, C. Photovoltaic and solar power forecasting for smart grid energy management / C. Wan [et al.] // *CSEE J. Power Energy Syst.* – 2015. – Vol. 1. – No. 4. – P. 38–46.
- [25] Diagne, M. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids / M. Diagne [et al.] // *Renew. Sustain. Energy Rev.* – 2013. – Vol. 27. – P. 65–76.
- [26] Chaturvedi, D.K. Solar Power Forecasting: A Review / D.K. Chaturvedi, I. Isha // *International Journal of Computer Applications.* – 2016. – Vol. 145. – No. 6. – P. 28–50.
- [27] Yang, D. History and trends in solar irradiance and PV power forecasting: A preliminary assessment and review using text mining / D. Yang [et al.] // *Solar Energy.* – 2018. – No. 168. – P. 60–101.
- [28] Weather Research and Forecasting. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.wrf-model.org/> – (Дата обращения: 18.10.19).
- [29] European Centre for Medium-Range Weather Forecasts [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ecmwf.int/> – (Дата обращения: 18.10.19).
- [30] NCAR (Национальный центр исследований атмосферы США) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ral.ucar.edu/pressroom/features/wrf-solar/> – (Дата обращения: 18.10.19).
- [31] Coimbra, C. Stochastic-learning methods / C. Coimbra, H. Pedro // In: Kleissl, J. (Ed.), *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, first ed. Academic Press, Waltham. – 2013. – P. 383–406.
- [32] Urraca, R. Smart baseline models for solar irradiation forecasting / R. Urraca [et al.] // *Energy Convers. Manag.* – 2016. – No. 108. – P. 539–548.
- [33] Dolara, A. Comparison of different physical models for PV power output prediction / A. Dolara, S. Leva, G. Manzolini // *Solar Energy.* – 2015. – No. 119. – P. 83–99.
- [34] Ayompe, L.M. Validated real-time energy models for small-scale grid-connected PV-systems / L.M. Ayompe [et al.] // *Energy.* – 2010. – Vol. 35. – No. 10. – P. 4086–4091.
- [35] PVCROPS, October 2015. Estimation of the PV power that can be integrated in current EU networks. Deliverable D5.5.
- [36] Almeida, M.P. PV power forecast using an on-parametric PV model / M.P. Almeida, O. Perpiñán, L. Narvarte // *Solar Energy.* – 2015. – No. 115. – P. 354–368.
- [37] Pedro, H.T.C. Assessment of forecasting techniques for solar power production with no exogenous inputs / H.T.C. Pedro, C.F.M. Coimbra // *Solar Energy.* – 2012. – No. 86. – P. 2017–2028.
- [38] Ogliari, E. Hybrid predictive models for accurate forecasting in PV systems / E. Ogliari [et al.] // *Energies.* – 2013. – No. 6. – P. 1918–1929.
- [39] Simonov M. Artificial intelligence forecast of PV plant production for integration in smart energy systems / M. Simonov [et al.] // *Int. Rev. Electr. Eng.* – 2014. – Vol. 7. – No. 1. – P. 3454–3460.
- [40] Fonseca, J.G. Use of support vector regression and numerically predicted cloudiness to forecast power output of a photovoltaic power plant in Kitakyushu, Japan / J.G. Fonseca. [et al.] // *Progress in Photovoltaics: Research and Applications.* – 2012. – Vol. 20. – No. 7. – P. 874–882.
- [41] Vaz, A. An artificial neural network to assess the impact of neighbouring photovoltaic systems in power forecasting in Utrecht, the Netherlands / A. Vaz [et al.] // *Renew. Energy.* – 2016. – No. 85. – P. 631–641.
- [42] Hossain, M.R. Hybrid prediction method for solar power using different computational intelligence algorithms / M.R. Hossain, A.M.T. Oo, A.B. Ali // *Smart Grid Renew. Energy.* – 2013. – No. 4. – P. 76–87.
- [43] Almonacid, F. A methodology based on dynamic artificial neural network for short-term forecasting of the power output of a PV generator / F. Almonacid [et al.] // *Energy Convers. Manag.* – 2014. – No. 85. – P. 389–398.
- [44] Bracale, A. A Bayesian method for short-term probabilistic forecasting of photovoltaic generation in smart grid operation and Control / A. Bracale [et al.] // *Energies.* – 2013. – No. 6. – P. 733–747.
- [45] Mora-Lopez, L. Machine learning approach for next day energy production forecasting in grid connected photovoltaic plants / L. Mora-Lopez [et al.]. – In: *World Renewable Energy Congress, Linköping, Sweden 8–13 May 2011.*
- [46] Gandelli, A. Hybrid model analysis and validation for PV energy production forecasting / A. Gandelli [et al.]. In: *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, July 6–11, Beijing, China, 2014.
- [47] Dolara, A. Comparison of different physical models for PV power output prediction. / A. Dolara, S. Leva, G. Manzolini // *Solar Energy.* – 2015. – No. 119. – P. 83–99.
- [48] Lipperheide, M. Embedded nowcasting method using cloud speed persistence for a photovoltaic power plant. / M. Lipperheide, J. Bosch, J. Kleissl // *Solar Energy.* – 2015. – No. 112. – P. 232–238.
- [49] Hong, T. Probabilistic energy forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond / T. Hong [et al.] // *Int. J. Forecast.* – 2016. – Vol. 32. – No. 3. – P. 896–913.
- [50] Alessandrini S. An analog ensemble for short-term probabilistic solar power forecast / S. Alessandrini [et al.] // *Appl. Energy.* – 2015. – No. 157. – P. 95–110.



- [51] Huang, J. A semi-empirical approach using gradient boosting and k nearest neighbors regression for GEFCom2014 probabilistic solar power forecasting / J. Huang, M. Perry // *Int. J. Forecast.* – 2016. – Vol. 32. – No. 3. – P. 1081–1086.
- [52] Golestaneh, F. Very short-term nonparametric probabilistic forecasting of renewable energy generation with application to solar energy / F. Golestaneh, P. Pinson, H.B. Gooi // *IEEE Trans. Power Syst.* – 2016. – Vol. 31. – No. 5. – P. 3850–3863.
- [53] Van der Meer, D.W. Review on probabilistic forecasting of photovoltaic power production and electricity consumption / D.W. Van der Meer, J. Widén, J. Munkhammar // *Renew. Sustain. Energy Rev.* – 2018. – No. 81. – P. 1484–1512.
- [54] Rana, M. 2D-interval forecasts for solar power production / M. Rana, I. Koprinska, V. Agelidis // *Solar Energy.* – 2015. – No. 122. – P. 191–203.
- [55] Sobri, S. Solar photovoltaic generation forecasting methods: A review / S. Sobri, S. Koohi-Kamali, N.A. Rahim // *Energy Convers. Manag.* – 2018. – No. 156. – P. 459–497.
- [56] Ssekulima, E.B. Wind speed and solar irradiance forecasting techniques for enhanced renewable energy integration with the grid: a review / E. B. Ssekulima [et al.] // *IET Renew. Power Gener.* – 2016. – Vol. 10. – No. 7. – P. 885–898.
- [57] Nobre, A. PV power conversion and short-term forecasting in a tropical, densely-built environment in Singapore / A. Nobre [et al.] // *Renewable Energy.* – 2016. – No. 94. – P. 496–509.
- [58] Hyndman, R.J., Koehler A.B., Ord J.K., Snyder R.D. Forecasting with Exponential Smoothing / R.J. Hyndman [et al.] – Springer, Deblik, Berlin, Germany, 2008.
- [59] Espinar, B. Analysis of different comparison parameters applied to solar radiation data from satellite and German radiometric stations / B. Espinar [et al.] // *Solar Energy.* – 2009. – Vol. 83. – No. 1. – P. 118–125.
- [60] Chu, Y. Sun-tracking imaging system for intra-hour DNI forecasts / Y. Chu, M. Li, C.F.M. Coimbra // *Renew. Energy.* – 2016. – Vol. 96 (A). – P. 792–799.
- [61] Matheson, J.E. Scoring rules for continuous probability distributions / J.E. Matheson, R.L. Winkler // *Manage. Sci.* – 1976. – No. 22. – P. 1087–1096.
- [62] Mellit, A. Short-term forecasting of power production in a large-scale photovoltaic plant / A. Mellit, A. Massi Pavan, V. Lughi // *Solar Energy.* – 2014. – No. 105. – P. 401–413.
- [63] Lonij, V. Intra-hour forecasts of solar power production using measurements from a network of irradiance sensors / V. Lonij [et al.] // *Solar Energy.* – 2013. – No. 97. – P. 58–66.
- [64] Kaur, A. Benefits of solar forecasting for energy imbalance markets / A. Kaur [et al.] // *Renew. Energy.* – 2016. – No. 86. – P. 819–830.
- [65] Russo, M. Genetic programming for photovoltaic plant output forecasting / M. Russo [et al.] // *Solar Energy.* – 2014. – No. 105. – P. 264–273.
- [66] Mills, A. Implications of Wide-Area Geographic Diversity for Short-Term Variability of Solar Power / A. Mills, R. Wiser. – LBNL-3884E. Lawrence Berkeley National Laboratory, Environmental Energy Technologies Division, Berkeley, CA, 2010.
- [67] Perez, R. Spatial and temporal characteristics of solar radiation variability / R. Perez, T. Hoff, S. Kivalow. – In: *Proc. of International Solar Energy (ISES) World Congress, Kassel, Germany, 2011.*
- [68] Lorenz, E. Qualified forecast of ensemble power production by spatially dispersed grid connected PV systems / E. Lorenz, J. Hurka, G. Karampela, D. Heinemann, H.G. Beyer, M. Schneider M. – In: *23rd European Photovoltaic Solar Energy Conference, Valencia, Spain, 1–5 September, 2008.*
- [69] Lorenz, E. PV power predictions on different spatial and temporal scales integrating PV measurements, satellite data and numerical weather predictions / E. Lorenz, J. Kuhnert, B. Wolff, A. Hammer, O. Kramer, D. Heinemann. In: *29th EUPVSEC, 22.-26. September 2014, Amsterdam, Netherlands, 2014.*
- [70] Zhang, J. A suite of metrics for assessing the performance of solar power forecasting / J. Zhang [et al.] // *Solar Energy.* – 2015. – No. 111. – P. 157–175.
- [71] Mathiesen, P. Case studies of solar forecasting with the weather research and forecasting model at GL-Garrad Hassan / P. Mathiesen, J. Kleissl, C. Collier. – In: Kleissl, J. (Ed.), *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment, first ed. Academic Press, Waltham, 2013.* – P. 357–381.
- [72] Zhang, J. Baseline and target values for regional and point PV power forecasts: toward improved solar forecasting / J. Zhang [et al.] // *Solar Energy.* – 2015. – No. 122. – P. 804–819.
- [73] Mills, A. Integrating solar PV in utility system operations / A. Mills, A. Botterud, J. Wu, Z. Zhou, B.M. Hodge, M. Heaney. ANL/DIS-13/18. Argonne National Laboratory, 2013.
- [74] Cormode, D. The economic value of forecasts for optimal curtailment strategies to comply with ramp rate rules / D. Cormode, A. Lorenzo, W. Holmgren, S. Chen, A. Cronin. – In: *IEEE 40th Photovoltaic Specialist Conference (PVSC), 8–13 June, Denver, Co. 2014.*
- [75] Постановление Правительства РФ от 28.05.2013 N 449 (ред. от 27.09.2018) «О механизме стимулирования использования возобновляемых источников энергии на оптовом рынке электрической энергии и мощности» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_146916/ – (Дата обращения: 04.06.19).
- [76] Report from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions. Renewable energy progress report Brussels, 15.6.2015. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.enmc.pt/static-img/2015-08/2015-08-12143230_f7664ca7-3a1a-4b25-9f46-2056eef44c33\\$72f445d4-8e31-416a-bd01-](http://www.enmc.pt/static-img/2015-08/2015-08-12143230_f7664ca7-3a1a-4b25-9f46-2056eef44c33$72f445d4-8e31-416a-bd01-)

d7b980134d0f\$75529271-1fdf-4cd3-9a34-672e4ed1e2a4\$File\$pt\$.pdf/ – (Дата обращения: 04.06.19).

Reference

[1] Kleissl J. Solar Energy Forecasting and Resource Assessment. Academic Press, 2013; 462 p.

[2] Antonanzas J., Osorio N., Escobar R., Urraca R., Martinez-de-Pison F.J., Antonanzas-Torres F. Review of photovoltaic power forecasting. *Solar Energy*, 2016;136:78–111.

[3] Reindl T., Walsh W., Yanqin Z., Bieri M. Energy meteorology for accurate forecasting of PV power output on different time horizons. *Energy Procedia*, 2017;130:130–138.

[4] Chinese GB/T 19964-2012. Technical requirements for connecting photovoltaic power stations to power systems.

[5] Decree of the Russian Federation Government, December 27, 2010 No. 1172 “On approval of the electric energy and power wholesale market Rules and on amendments to some acts of the Russian Federation Government on the organization of the functioning of the electric energy and power” (as amended) (Postanovleniye Pravitel'stva RF ot 27 dekabrya 2010 g. № 1172 “Ob utverzhdenii Pravil optovogo rynka elektricheskoy energii i moshchnosti i o vnesenii izmeneniy v nekotoryye akty Pravitel'stva Rossiyskoy Federatsii po voprosam organizatsii funktsionirovaniya optovogo rynka elektricheskoy energii i moshchnosti” (s izmeneniyami i dopolnениями) [E-resource]. Available on: https://base.garant.ru/12184415/057c59951136e0a69495234cc8729bd2/#block_10000 (11.15.19) (in Russ.).

[6] Rules for determining the scope, initiatives and cost of deviations. Appendix 12 to the Agreement on accession to the trading system of the wholesale market. Association “Nonprofit Partnership Market Council for the Organization of an Effective System of Wholesale and Retail Trade in Electric Energy and Power” (Reglament opredeleniya ob'yemov, initsiativ i stoimosti otkloneniy. Prilozheniye 12 k Dogovoru o prisoyedinenii k trgovoy sisteme optovogo rynka. Assotsiatsiya “Nekommercheskoye partnerstvo Sovet rynka po organizatsii effektivnoy sistemy optovoy i roznichnoy trgovli elektricheskoy energiyey i moshchnost'yu”) [E-resource]. Available on: https://lk.np-sr.ru/sites/default/files/sr_regulation/reglaments/r12_01012018_24012018.pdf. 179 p. (11.15.19) (in Russ.).

[7] Engel E.A. Forecasting the generation of electrical energy from a solar power plant based on a recurrent neural network (Prognozirovaniye vyrabotki elektricheskoy energii solnechnoy elektrostantsii na osnove rekurrentnoy neyroseti). *Materials of the IX International Conference “Large-scale Systems Development Management (MLSD'2016)”*. 2016: 436–439 (in Russ.).

[8] Vorotyntsev D.V., Tyagunov M.G. Forecast of electricity generation by photovoltaic power plants (one day ahead) using machine learning (Prognoz vyrabotki

elektroenergii fotoelektricheskimi elektrostantsiyami (na sutki vpered) s ispol'zovaniyem mashinnogo obucheniya). *Vestnik Moskovskogo Energeticheskogo Instituta (Vestnik MEI)*. 2018;4:53–57 (in Russ.).

[9] Anufriev O.V., Vorotyntsev D.V., Krapivko P.V., Tyagunov M.G. Forecast hourly production of FES for a day ahead using machine learning (Prognoz pochasovoy vyrabotki FES na sutki vpered s ispol'zovaniyem mashinnogo obucheniya). *Fedorov readings – 2017. XLVII International scientific-practical conference with elements of a scientific school*. – Moscow: MEI Publishing House. 2017:305–311 (in Russ.).

[10] Snegirev D.A., Eroshenko S.A., Valiev R.T., Khalyasmaa A.I. Possibilities for the algorithmic implementation of solar power generation short-term forecasting (Vozmozhnosti algoritmicheskoy realizatsii kratkorochnogo prognozirovaniya vyrabotki solnechnykh elektrostantsiy). *All-Russian Scientific Conference on Management Problems in Technical Systems*. – St. Petersburg: St.-Petersburg Electrotechnical University “LETI”, 2017; 1 236–239 (in Russ.).

[11] Snegirev D.A., Valiev R.T., Eroshenko S.A., Khalyasmaa A.I. Features of forecasting electricity generation by solar power plants (Osobennosti prognozirovaniya vyrabotki elektroenergii solnechnymi elektrostantsiyami). *Electricity through the eyes of youth – 2017. Materials of the VIII International Scientific and Technical Conference*. – Samara: Samara State Technical University, 2017; pp. 139–142 (in Russ.).

[12] Eroshenko S.A., Samoilenko V.O., Snegirev D.A., Khalyasmaa A.I., Obukhova N.V., Valiev R.T., Sheka A.S. Prediction of Solar Power Generation: Implementation Challenges (Yeroshenko S.A., Samoylenko V.O., Snegirev D.A., Khal'yasmaa A.I., Obukhova N.V., Valiyev R.T., Sheka A.S. Prognozirovaniye vyrabotki solnechnykh elektrostantsiy: problemy realizatsii). [E-resource]. Available on: http://cigre.ru/activity/conference/seminar_c6/materials/Prezent_Solar.Forecast_Eroshenko_30.11.17.pdf. (01.30.2020) (in Russ.).

[13] Abruков V.S., Kochakov V.D., Abruков S.V., Anufrieva D.A., Vasilyev A.I., Smirnov A.V. Intelligent system for forecasting of the solar power plants work (Intellektual'naya sistema prognozirovaniya raboty solnechnykh elektrostantsii). *International Scientific Journal for Alternative Energy and Ecology (ISJAE)*, 2017;16–18:30–42 (in Russ.).

[14] Melnikova A.A., Rafikova Y.Y. Multi-step analysis to estimate the conditions for the implementation of solar energy installations (Metodika otsenki uslovii vnedreniya ob'ektov solnechnoy energetiki). *International Scientific Journal for Alternative Energy and Ecology (ISJAE)*, 2016;15–18:12–23 (in Russ.).

[15] Gabderakhmanova T.S., Kiseleva S.V., Zaytsev S.I., Tarasenko A.B., Shakun V.P. Use of solar photovoltaic systems: monitoring and performance evaluation results (Ispol'zovanie solnechnykh fotoenergeticheskikh ustanovok: rezul'taty monitoringa i prognoza proizvodki



tel'nosti). *International Scientific Journal for Alternative Energy and Ecology (ISJAEE)*, 2015;19:48–54 (in Russ.).

[16] Kiseleva S.V., Kolomiets Y.G., Popel O.S., Tarasenko A.B. The effectiveness of the solar energy use for power supply in the climatic conditions of Kyrgyzstan (Otsenka effektivnosti fotoelektricheskikh stantsii v klimaticheskikh usloviyakh Kyrgyzstana). *International Scientific Journal for Alternative Energy and Ecology (ISJAEE)*, 2015;1:14–25 (in Russ.).

[17] Avdzhyan N.S., Armaganyan E.G., Dvornyy V.V., Kirichenko A.S., Amerkhanov R.A. Renewable energy potential of Krasnodar territory (Potentsial Krasnodarskogo kraya v oblasti vozobnovlyаемoi energetiki). *International Scientific Journal for Alternative Energy and Ecology (ISJAEE)*, 2017;13–15:24–36 (in Russ.).

[18] Kolomiets Y.G., Gorbarenko E.V., Kiseleva S.V., Mordynskiy A.V., Frid S.E., Shilovtseva O.A. Actinometric data for the design of solar power in the Moscow region (Aktinometricheskije dannye dlya proektirovaniya solnechnykh energoustanovok v Moskovskom regione). *International Scientific Journal for Alternative Energy and Ecology (ISJAEE)*, 2016;21–22:12–24 (in Russ.).

[19] Group of companies “Hevel” [E-resource]. Available on: <https://www.hevelsolar.com/>. (01.30.2020) (in Russ.).

[20] Group of companies “Solar Systems” [E-resource]. Available on: <http://solarsystems.msk.ru/>. (01.30.2020) (in Russ.).

[21] Inman R.H., Pedro H.T.C., Coimbra C.F.M. Solar forecasting methods for renewable energy integration. *Prog. Energy Combust.*, 2013;39:535–576.

[22] IEA-Photovoltaic and solar forecasting: state-of-the-art. Report IEA-PVPS T14-01:2013.

[23] Ren Y., Suganthan P., Srikanth N. Ensemble methods for wind and solar power forecasting – a state-of-the-art review. *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 2015;50:82–5091.

[24] Wan C., Zhao J., Song Y., Xu Z., Lin J., Hu Z. Photovoltaic and solar power forecasting for smart grid energy management. *CSEE J. Power Energy Syst.*, 2015;1(4):38–46.

[25] Diagnea M., Mathieu D., Lauret P., Boland J., Schmutz N. Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids. *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 2013;27:65–76.

[26] Chaturvedi D.K., Isha I. Solar Power Forecasting: A Review. *International Journal of Computer Applications*, 2016;145(6):28–50.

[27] Yang D., Kleissl J., Gueymard C. A., Pedro H.T.C., Coimbra C.F.M. History and trends in solar irradiance and PV power forecasting: A preliminary assessment and review using text mining. *Solar Energy*, 2018;168:60–101.

[28] Weather Research and Forecasting [E-resource]. Available on: <http://www.wrf-model.org/>. (10.18.19) (in Russ.).

[29] European Centre for Medium-Range Weather Forecasts [E-resource]. Available on: <http://www.ecmwf.int/>. (10.18.19) (in Russ.).

[30] NCAR (Национальный центр исследований атмосферы США) [E-resource]. Available on: <https://ral.ucar.edu/pressroom/features/wrf-solar/>. (18.10.19). (in Russ.).

[31] Coimbra C., Pedro H. Stochastic-learning methods. In: Kleissl, J. (Ed.), *Solar Energy Forecasting and Resource Assessment*, first ed. Academic Press, Waltham, 2013; pp. 383–406.

[32] Urraca R., Antonanzas J., Alia-Martínez M., Martínez-de-Pisón F.J., Antonanzas-Torres F. Smart baseline models for solar irradiation forecasting. *Energy Convers. Manag.*, 2016;108:539–548.

[33] Dolara A., Leva S., Manzolini G. Comparison of different physical models for PV power output prediction. *Solar Energy*, 2015;119:83–99.

[34] Ayompe L.M., Duffy A., McCormack S.J., Conlon M. Validated real-time energy models for small-scale grid-connected PV-systems. *Energy*, 2010;35(10):4086–4091.

[35] PVCROPS, October 2015. Estimation of the PV power that can be integrated in current EU networks. Deliverable D5.5.

[36] Almeida M.P., Perpiñán O., Narvarte L. PV power forecast using an on parametric PV model. *Solar Energy*, 2015;115:354–368.

[37] Pedro H.T.C., Coimbra C.F.M. Assessment of forecasting techniques for solar power production with no exogenous inputs. *Solar Energy*, 2012;86:2017–2028.

[38] Ogliari E., Grimaccia F., Leva S., Mussetta M. Hybrid predictive models for accurate forecasting in PV systems. *Energies*, 2013;6:1918–1929.

[39] Simonov M., Mussetta M., Grimaccia F., Leva S., Zich R. Artificial intelligence forecast of PV plant production for integration in smart energy systems. *Int. Rev. Electr. Eng.*, 201;7(1):3454–3460.

[40] Fonseca J.G., Oozeki T., Takashima T., Koshimizu G., Uchida Y., Ogimoto K. Use of support vector regression and numerically predicted cloudiness to forecast power output of a photovoltaic power plant in Kitakyushu, Japan. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, 2012;20(7):874–882

[41] Vaz A., Elsinga B., van Sark W., Brito M. An artificial neural network to assess the impact of neighbouring photovoltaic systems in power forecasting in Utrecht, the Netherlands. *Renew. Energy*, 2016;85:631–641.

[42] Hossain M.R., Oo A.M.T., Ali A.B. Hybrid prediction method for solar power using different computational intelligence algorithms. *Smart Grid Renew. Energy*, 2013;4:76–87.

[43] Almonacid F., Perez-Higueras P., Fernandez E., Hontoria L. A methodology based on dynamic artificial neural network for short-term forecasting of the power output of a PV generator. *Energy Convers. Manag.*, 2014;85:389–398.

[44] Bracale A., Caramia P., Carpinelli G., Di Fazio A., Ferruzzi G. A Bayesian method for short-term probabilistic forecasting of photovoltaic generation in smart grid operation and Control. *Energies*, 2013;6:733–747.

[45] Mora-Lopez L., Martinez-Marchena I., Ppiliou-gine M., Sidrach-deCardona M. Machine learning ap-



proach for next day energy production forecasting in grid connected photovoltaic plants. In: World Renewable Energy Congress, Linköping, Sweden 8–13 May 2011.

[46] Gandelli A., Grimaccia F., Leva S., Mussetta M., Ogliari E. Hybrid model analysis and validation for PV energy production forecasting. In: International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), July 6–11, Beijing, China, 2014.

[47] Dolara A., Leva S., Manzolini G. Comparison of different physical models for PV power output prediction. *Solar Energy*, 2015;119:83–99.

[48] Lipperheide M., Bosch J., Kleissl J. Embedded nowcasting method using cloud speed persistence for a photovoltaic power plant. *Solar Energy*, 2015;112:232–238.

[49] Hong T., Pinson P., Fan S., Zareipour H., Troccoli A., Hyndman R.J. Probabilistic energy forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond. *Int. J. Forecast.*, 2016;32(3):896–913.

[50] Alessandrini S., Delle Monache L., Sperati S., Cervone G. An analog ensemble for short-term probabilistic solar power forecast. *Appl. Energy*, 2015;157:95–110.

[51] Huang J., Perry M. A semi-empirical approach using gradient boosting and k nearest neighbors regression for GEFCom2014 probabilistic solar power forecasting. *Int. J. Forecast.*, 2016;32(3):1081–1086.

[52] Golestaneh F., Pinson P., Gooi H.B. Very short-term nonparametric probabilistic forecasting of renewable energy generation-with application to solar energy. *IEEE Trans. Power Syst.*, 2016;31(5):3850–3863.

[53] Van der Meer D.W., Widén J., Munkhammar J. Review on probabilistic forecasting of photovoltaic power production and electricity consumption. *Renew. Sustain. Energy Rev.*, 2018;81:1484–1512.

[54] Rana M., Koprinska I., Agelidis V. 2D-interval forecasts for solar power production. *Solar Energy*, 2015;122:191–203.

[55] Sobri S., Koohi-Kamali S., Rahim N.A. Solar photovoltaic generation forecasting methods: A review. *Energy Convers. Manag.*, 2018;156:459–497.

[56] Ssekulima E.B., Anwar M.B., Hinai A.A., Moursi M.S.E. Wind speed and solar irradiance forecasting techniques for enhanced renewable energy integration with the grid: a review. *IET Renew. Power Gener.*, 2016;10(7):885–898.

[57] Nobre A., Severiano C., Karthik S., Kubis M, Zhao L, Martins FR, Pereira EB, Rather R, Reindl T. PV power conversion and short-term forecasting in a tropical, densely-built environment in Singapore. *Renewable Energy*, 2016;94:496–509.

[58] Hyndman R.J., Koehler A.B., Ord J.K., Snyder R.D. Forecasting with Exponential Smoothing. Springer, Deblik, Berlin, Germany. 2008.

[59] Espinar B., Ramírez, L., Drews, A., Beyer, H.G., Zarzalejo, L., Polo, J., Martín, L. Analysis of different comparison parameters applied to solar radiation data from satellite and German radiometric stations. *Solar Energy*, 2009;83(1):118–125.

[60] Chu Y., Li M., Coimbra C.F.M. Sun-tracking imaging system for intra-hour DNI forecasts. *Renew. Energy*, 2016;96(A):792–799.

[61] Matheson J.E., Winkler R.L. Scoring rules for continuous probability distributions. *Manage. Sci.*, 1976;22:1087–1096.

[62] Mellit A., Massi Pavan A., Lughi V. Short-term forecasting of power production in a large-scale photovoltaic plant. *Solar Energy*, 2014;105:401–413.

[63] Lonij V., Brooks A., Cronin A., Leuthold M., Koch K. Intra-hour forecasts of solar power production using measurements from a network of irradiance sensors. *Solar Energy*, 2013;97:58–66.

[64] Kaur A., Nonnenmacher L., Pedro H.T.C., Coimbra C.F.M. Benefits of solar forecasting for energy imbalance markets. *Renew. Energy*, 2016;86:819–830.

[65] Russo M., Leotta G., Pugliatti P., Gigliucci G. Genetic programming for photovoltaic plant output forecasting. *Solar Energy*, 2014;105:264–273.

[66] Mills A., Wiser R. Implications of Wide-Area Geographic Diversity for Short-Term Mills A., Wiser R. Implications of Wide-Area Geographic Diversity for Short-Term Variability of Solar Power. LBNL-3884E. Lawrence Berkeley National Laboratory, Environmental Energy Technologies Division, Berkeley, CA, 2010.

[67] Perez R., Hoff T., Kivalow S. Spatial and temporal characteristics of solar radiation variability. In: Proc. of International Solar Energy (ISES) World Congress, Kassel, Germany, 2011.

[68] Lorenz E., Hurka J., Karampela G., Heinemann D., Beyer H.G., Schneider M. Qualified forecast of ensemble power production by spatially dispersed grid connected PV systems. In: 23rd European Photovoltaic Solar Energy Conference, Valencia, Spain, 1–5 September, 2008.

[69] Lorenz E., Kuhnert J., Wolff B., Hammer A., Kramer O., Heinemann D. PV power predictions on different spatial and temporal scales integrating PV measurements, satellite data and numerical weather predictions. In: 29th EUPVSEC, 22–26. September 2014, Amsterdam, Netherlands. 2014.

[70] Zhang J., Florita A., Hodge B.M., Lu S., Hamann H., Banunarayanan V., Brockway A. A suite of metrics for assessing the performance of solar power forecasting. *Solar Energy*, 2015;111:157–175.

[71] Mathiesen P., Kleissl J., Collier C. Case studies of solar forecasting with the weather research and forecasting model at GL-Garrad Hassan. In: Kleissl, J. (Ed.). Solar Energy Forecasting and Resource Assessment, first ed. Academic Press, Waltham, 2013; pp. 357–381.

[72] Zhang J., Hodge B.M., Lu S., Hamann H., Lehman B., Simmons J., Campos E., Banunarayanan V., Black J., Tedesco J. Baseline and target values for regional and point PV power forecasts: toward improved solar forecasting. *Solar Energy*, 2015;122:804–819.

[73] Mills A., Botterud A., Wu J., Zhou Z., Hodge B.M., Heaney M. Integrating solar PV in utility system operations. ANL/DIS-13/18. Argonne National Laboratory, 2013.



[74] Cormode D., Lorenzo A., Holmgren W., Chen S., Cronin A. The economic value of forecasts for optimal curtailment strategies to comply with ramp rate rules. In: IEEE 40th Photovoltaic Specialist Conference (PVSC). 8–13 June, Denver, Co. 2014.

[75] Decree of the Russian Federation Government, May 28, 2013 N 449 (as amended on September 27, 2018) "On the mechanism for stimulating the use of renewable energy sources in the electric energy and power wholesale market" [E-resource]. Available on:

http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_146916/ (01.25.2020) (in Russ.).

[76] Report from the Commission to the European Parliament, the Council, the European Economic and Social Committee and the Committee of the Regions. Renewable energy progress report Brussels, 15.6.2015. [E-resource]. Available on: [http://www.enmc.pt/static-img/2015-08/2015-08-12143230_f7664ca7-3a1a-4b25-9f46-2056eef44c33\\$72f445d4-8e31-416a-bd01-d7b980134d0f\\$75529271-1fdf-4cd3-9a34-672e4ed1e2a4\\$File\\$Pt\\$1.pdf](http://www.enmc.pt/static-img/2015-08/2015-08-12143230_f7664ca7-3a1a-4b25-9f46-2056eef44c33$72f445d4-8e31-416a-bd01-d7b980134d0f$75529271-1fdf-4cd3-9a34-672e4ed1e2a4$File$Pt$1.pdf). (01.25.2020).

Транслитерация по BSI



Ректорат, кафедра технологии литейных процессов НИТУ «МИСиС», Российская ассоциация литейщиков приглашают Вас принять участие в Юбилейной, X Международной научно-практической конференции «Прогрессивные литейные технологии», которая состоится в ноябре 2020 года в помещении Национального исследовательского технологического университета «МИСиС».

Тематика вопросов, рассматриваемых на секционных заседаниях:

Секция № 1. Теория литейных процессов:

- Теория плавки
- Кристаллизация металлических расплавов
- Затвердевание отливки и формирование литой структуры
- Взаимодействие литейных сплавов с газами и огнеупорными материалами
- Литейные свойства сплавов

Секция № 2. Производство отливок из чугуна и стали:

- Мировое развитие сырьевой базы для производства чугуна, стали в последние годы
- Новые элементы в управлении процессами литья стали и чугуна
- Передовые технологические и металлургические методы в производстве чугуна и стали
- Прогрессивные технологии литья слитков
- Технологические проблемы и инновации в фасонном литье чугуна и стали
- Физическое и численное моделирование металлургических процессов, а также процессов плавки и литья чугуна и стали
- Новые методы переработки отходов и побочных продуктов производства чугуна и стали, переработка отходов, безотходные технологии

Секция № 3. Производство отливок из сплавов цветных металлов

Секция № 4. Материалы и оборудование литейного производства

Секция № 5. Новые сплавы и материалы в литейном производстве

Секция № 6. Цифровые и аддитивные технологии

Секция № 7. Экономика и менеджмент в литейном производстве

Более подробную информацию можно найти на сайте конференции:

<https://conference.misistlp.ru/>

