УДК 004.896

**РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНСОЛЯЦИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МОДИФИЦИРОВАННОЙ НЕЧЕТКОЙ НЕЙРОСЕТИ**

**Е. А. Энгель\*, Н. Е. Энгель \***

*\*ФГБОУ ВО «Хакасский государственный университет им. Н. Ф. Катанова»*

*пр-кт Ленина, 90, 655017 Абакан, Российская Федерация*

**Поступила в редакцию \_\_.\_\_.20\_\_ г.**

**Аннотация.** Интеллектуальные системы прогнозирования инсоляции повышают эффективность солнечной электростанции и, таким образом, актуальны в соответствии с приоритетом государственной энергетической политики «Энергетической стратегии на период до 2035 года». Инсоляция имеет сложную нелинейную динамику с неопределенностями, обусловленными изменением облачности. В связи с этим, решить задачу прогнозирования инсоляции классическими методами с заданной точностью нельзя, в то время как интеллектуальные методы обеспечивают требуемую точность. При решении задач прогнозирования инсоляции интеллектуальные методы в сравнении с традиционными методами обеспечивают требуемую точность решения указанных задач способствуя безопасному и эффективному управлению электрическими сетями, интегрирующими солнечные электростанции. Решена задача почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед в условиях неопределенности с использованием модифицированной нечеткой нейросети, обеспечивающей средствами рекуррентных нейронов и механизма внимания эффективное формирование и передачу скрытого представления информации как сигнала скрытого слоя рекуррентных нейронов глубоких нейросетей, на основе выходов которых алгоритмом нечетко-возможностной свертки генерируется прогнозируемое значение инсоляции. Модифицированная нечеткая нейросеть эффективно выделяет на основе данных существенные функциональные аспекты прогнозирования инсоляции, включая аспекты идентификации облачности часа. Полученные результаты сравнительного экспериментального моделирования модифицированной нечеткой нейросети при прогнозировании инсоляции на сутки вперед демонстрируют ее робастность и снижение среднеквадратичной ошибки ее прогноза в среднем в три и шесть раз в сравнении с рекуррентными нейросетями и стандартной моделью авторегрессии скользящего среднего при воздействии на нее разных внутренних и внешних факторов неопределенности.

**Ключевые слова:** прогнозирование инсоляции, рекуррентные нейросети, механизм внимания, нечеткие нейросети.

**ВВЕДЕНИЕ**

Институт энергетической стратегии оценивает теоретический потенциал гелиоэнергетики РФ как 2300 миллиардов тонн условного топлива поэтому применение фотоэлектрических источников энергии – перспективная основа энергоснабжения РФ.

Инсоляция имеет сложную нелинейную динамику с неопределенностями, обусловленными изменением облачности. Таким образом, аппроксимировать эту сложную динамику классическими методами с заданной точностью нельзя, в то время как интеллектуальные методы обеспечивают требуемую точность. Интеллектуальные системы прогнозирования инсоляции повышают эффективность солнечной электростанции и, таким образом, актуальны в соответствии с приоритетом государственной энергетической политики «Энергетической стратегии на период до 2035 года» [1].

Аналитический обзор статей [2-7], посвященных методам решения задач прогнозирования инсоляции выявил, что интеллектуальные методы в сравнении с традиционными методами обеспечивают требуемую точность решения указанных задач способствуя безопасному и эффективному управлению электрическими сетями, интегрирующими солнечные электростанции.

Анализ интеллектуальных систем прогнозирования вырабатываемой электроэнергии солнечных электростанций показал, что точность прогноза непрямой системы прогнозирования выходной мощности фотоэлектрического модуля, намного выше, чем прямой системы прогнозирования выходной мощности фотоэлектрического модуля [2-4]. Таким образом, целесообразна и актуальна разработка интеллектуальной системы непрямого прогнозирования вырабатываемой солнечной электростанцией электроэнергии, включающей интеллектуальные подсистемы прогнозирования инсоляции и температуры, на основе модифицированной нечеткой нейросети (МНН) в условиях неопределенности. В данном исследовании решена задача почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед в условиях неопределенности с использованием МНН.

Главная цель настоящего исследования заключается в решении задачи почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед в условиях неопределенности с использованием МНН. При сравнении с известными нечеткими нейросетями, например такими как: адаптивная сеть на основе системы нечеткого вывода (ANFIS) [2], МНН включает в себя ряд отличительных особенностей: многомерные функции принадлежности аппроксимируются на основе данных, полученных в ходе экспериментов, рекуррентной нейросетью с механизмом внимания; выход модифицированной нейросети (прогнозируемое значение инсоляции) на основе выходов глубоких нейросетей с механизмом внимания алгоритмом нечетко-возможностной свертки [8].

В данном исследовании нейросетевые слои МНН составляются рекуррентными нейросетями с механизмом внимания, поскольку указанные нейросети имеют возможность интегрировать информацию о временных рядах, генерировать робастные выходные сигналы при возмущениях и недостатке экспериментальных данных, стандартные алгоритмы машинного обучения при этом испытывают затруднения [2-4].

В настоящем научном исследовании решена задача почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед в условиях неопределенности с использованием МНН. В ходе данного исследования модифицированы автоматизированные методы обеспечения жизненного цикла МНН для решения задачи почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед:

• модифицирован метод создания МНН, снижающий размерность пространства поиска и вычислительные затраты, упрощающий оптимизацию;

• модифицирован метод функционирования МНН, автоматически идентифицирующий состояние облачности часа и генерирующий прогнозируемое значение инсоляции на основе выходов глубоких нейросетей с механизмом внимания алгоритмом нечетко-возможностной свертки. Проведены моделирование и сравнительный анализ эффективностей почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед на основе МНН, стандартной модели авторегрессии скользящего среднего (ARMA) и рекуррентной нейросети. МНН эффективно выделяет на основе данных существенные функциональные аспекты прогнозирования инсоляции, включая аспекты идентификации облачности часа, обеспечивая средствами рекуррентных нейронов и механизма внимания эффективное формирование и передачу скрытого представления информации как сигнала скрытого слоя рекуррентных нейронов глубоких нейросетей, на основе выходов которых алгоритмом нечетко-возможностной свертки генерируется прогнозируемое значение инсоляции. Полученные в процессе сравнительного экспериментального моделирования МНН при прогнозировании инсоляции на сутки вперед результаты демонстрируют ее робастность и снижение среднеквадратичной ошибки ее прогноза в среднем в три и шесть раз в сравнении с рекуррентными нейросетями и стандартной моделью ARMA при воздействии разных внешних и внутренних факторов неопределенности.

**1. ПАРАМЕТРЫ, ВЛИЯЮЩИЕ НА ИНСОЛЯЦИЮ**

Прогнозирование значений инсоляции в условиях чистого неба осуществляется следующими методами: Берда, Перинна, Янга, Хуанга и Тама, Геймарда (MLWT2), РЕСТ, Пейджа и др.



*Рис. 1. Графики прямой инсоляции и соответствующей инсоляции за пределами земной атмосферы в Абакане*

*[Fig. 1. The extraterrestrial insolation and the surface insolation at the site of Abakan]*

Суммарный уровень радиации, падающий на фотоэлектрический модуль в условиях чистого неба, вычисляется в данном исследовании следующим образом

(1)

где *m* является массой воздуха, *β* – высота светила, *φs* – азимут, *φc* – угол азимута PV модуля, – угол наклона PV модуля, *p* – фактор отражения, *с* фактор рассеивания, *A* и *k* – параметры, зависящие от юлианского дня.

В процессе передачи солнечного излучения от верхних слоев атмосферы до поверхности Земли интенсивность солнечного излучения сократится из-за поглощения, рассеивания и отражения атмосферы. Степень сокращения зависит от нескольких различных параметров, связанных с облачностью. В результате прямая инсоляция меньше, чем свое соответствующая инсоляция за пределами земной атмосферы. Колебания прямой инсоляции тесно связаны с динамикой облачности (рисунок 1).

Чтобы оценить влияния детерминированной инсоляции за пределами земной атмосферы и недетерминированных потерь инсоляции в атмосфере (вследствие облачности) отдельно, используется индекс ясного неба. Индекс ясного неба определен следующим образом:

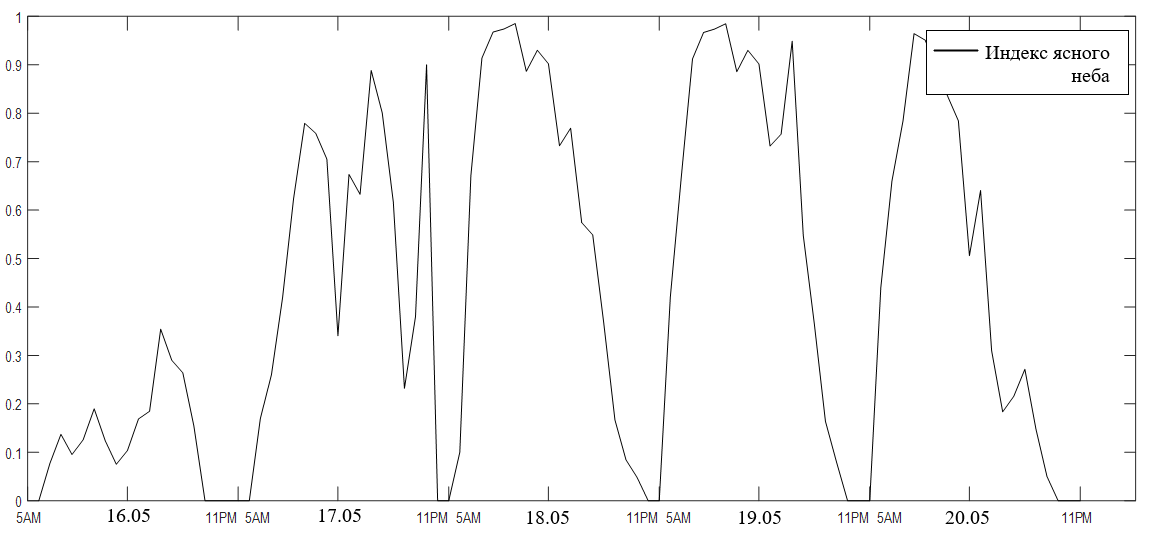
, (2)

где *Gs* прямая инсоляция, *Gc* инсоляция модели безоблачного неба, вычисленная согласно (1).

Рисунок 2 показывает, что значения индекса ясного неба *C* являются большими и имеют одинаковый контур в солнечные дни (18.05.16, 19.05.16) на территории Абакана. Напротив, значения *C* небольшие и больше колеблются в облачные дни (16.05.16, 17.05.16), чем в солнечные дни (рисунок 2). Использование индекса ясного неба устраняет суточные и сезонные колебание из временного ряда инсоляции.

## 2. МНН ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНСОЛЯЦИИ

МНН для решения задачи почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед настроена модифицированным методом создания на основе собранного на территории Абакана трехлетнего архива данных фактического индекса ясного неба *Сht* и вектора



*Рис. 2. График индекса ясного неба в Абакане*

*[Fig. 2. The clear-sky index at the site of Abakan]*

Xh t =(Ch t-2-m, lh t-m, Th t-m, Ph t-m, Wh t-m,dh t-m), (3)

где *Ch t-2*-mиндекс ясного неба, *lh t* облачность (%), *Ph t*-m атмосферное давление, *Wh t*-mand *dh t*-m скорость и направление ветра, соответственно, *Th t*-m температура воздуха, *m* – размер окна прогнозирования, *m=*, *h*, *t*.

Размерность частицы *X* была закодирована как , где – количество нейронов в скрытом слое нейросети, составляющей МНН. Количество всех – 9261.

Фитнесс-функция вычисляется как среднеквадратичная ошибка (RMSE) следующим образом

(4)

где *N* – число оцениваемых примеров, –прогнозируемое значение инсоляции, – фактическое значение инсоляции. Значение инсоляции *Iht=Gcht\*Сht* вычисляется в соответствии с выражением (2).

Модифицированный метод создания МНН (в данном исследовании критерии останова: *{T =1000}*; *S = 100*; *T –* максимальное число итераций, *S* – количество частиц роя) включает семь шагов и кратко описывается следующим образом:

Шаг 1. For , do По равномерному распределению иницииируются вектора .

Генерируем по правилу Видроу [8] с применением данных (3).

For do генерируются вектора методом Нгуена-Видроу [9] на основе данных вида (3), где *X t* – входной вектор МНН; *С t* – целевой выходной вектор для МНН.

Инициализируются , .

End For.

End For.

Шаг 2. For Do:

For Do:

If then do

If then Else end If

Else end If.

If then do , на *i*-той итерации частица c индексом объявляется элитной, If then end If.

For где

For Do End For. End For.

End For.

.

Шаг 3. Вычисляется согласно выражению (4).

Шаг 4. While ( ) OR ( ) .

Для вычисления приращения весов решается уравнение , где –матрица Якоби.

Шаг 5. Обновление весов определяет положение частицы . Вычисляется соотвествующая фитнесс-функция согласно выражения (4).

Шаг 6. If *E '< E* then ; ; *E '=E* ; Go to шаг 3 else ; go to шаг 5 end If.

Шаг 7. For Do:

For Do: Вычисляется

, где .

If then else end If.

If then else end If.

End For.

If then end If. If then end If.

If then

else end If. – диапазон скорости для размерности.

If or or then Else end If. End For. End For.

Модифицированный метод создания МНН автоматически обеспечивает как позиционный оптимум – *gbest* (т.е. оптимальные значения весовых коэффициентов МНН), так и его размерность (оптимальное закодированное измерение – *dbest*) (т.е. оптимальную архитектуру МНН: количество скрытых нейронов) с применением разработанной кодировки размерности пространства частиц.

Краткое описание формирования МНН для решения задачи почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед состоит из трех шагов:

Шаг 1: сначала все примеры вида (3) были классифицированы на две группы согласно состоянию облачности часа: – облачный час – солнечный час . Вектора *Xht* (3) и являются входным и целевым, соответственно, для рекуррентной нейросети с механизмом внимания , генерирующей выходной сигнал , где – количество рекуррентных нейронов в скрытом слое, – количество нейронов в слое механизма внимания. При добавлении механизма внимания в архитектуру рекуррентной нейросети после ее скрытого слоя нейронов добавляется слой механизма внимания*.*

Выходной сигнал рекуррентной нейросети с механизмом внимания формирует нечеткие множества ( – облачный час, – солнечный час) c соответствующими функциями принадлежности , где . составляет первый и второй слои МНН.

Шаг 2: методом создания МНН формируется оптимальная МНН, включая третий нейросетевой слой МНН как *j-*тую субкультуру рекуррентных нейросетей , генерирующих выходной сигнал

Слой механизма внимания является состоящей из нейронов однослойной нейросетью, матрица весов внимания которой – вектор *L* – вычисляется следующим образом: вектор скрытых состояний  *(,* пополненный последним элементом(где  *–* предыдущее значение выходного нейрона рекуррентной нейросети третьего нейросетевого слоя МНН)умножается на матрицу синаптических коэффициентов однослойной нейросети, реализующей функцию внимания. К полученному вектору *L* применяется активационная функция Softmax, получается *V* – вектор весов внимания. Вектор-контекст *c* вычисляется как произведение векторов *H* и *V*.Далее рекуррентные нейросети функционируют как обычно, с учетом значения и вектора-контекста *c.*

Шаг 3: составляются нейро-нечеткие продукционные правила, обеспечивающие нейро-нечеткую базу знаний МНН

*Пj:* ЕСЛИ есть *Aj* ТО *u* есть, (5)

В данном исследовании модифицированный метод создания МНН автоматически сгенерировал – *gbest* – оптимальную архитектуру МНН, включающую:

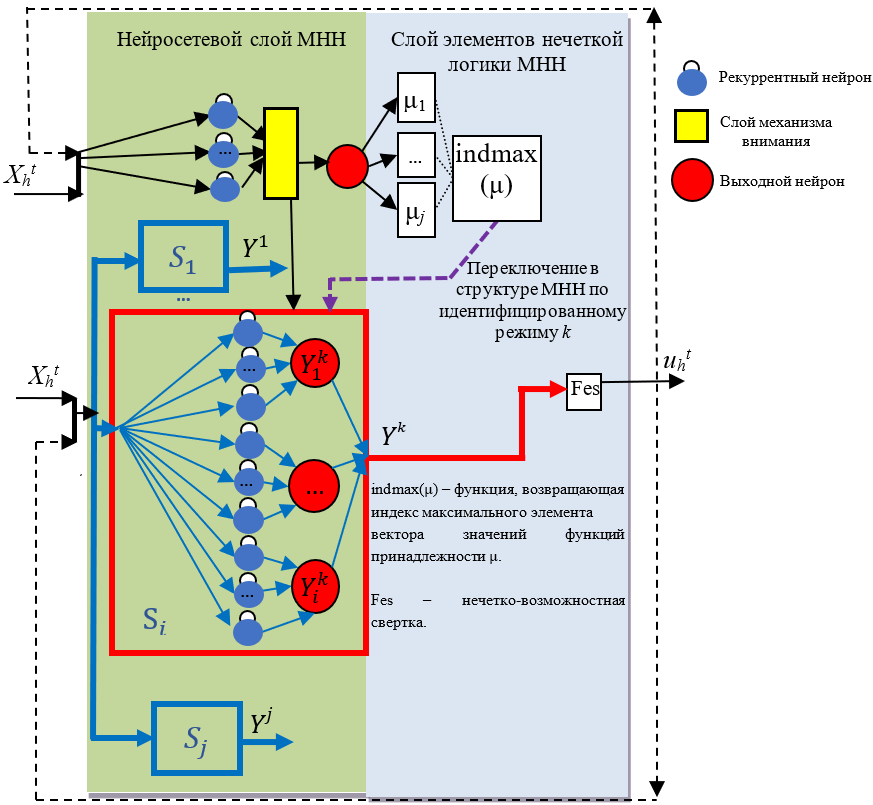
* рекуррентную нейросеть с механизмом внимания с тремя рекуррентными нейронами в скрытом слое (=3, временная задержка равна 2) и с четырьмя нейронами в слое механизма внимания ;
* 2 рекуррентные нейросети первой субкультуры, соответствующей облачному часу, с четырьмя и пятью рекуррентными нейронами в скрытом слое, соответственно (=5, временная задержка равна 2).
* 2 рекуррентные нейросети первой субкультуры, соответствующей солнечному часу, с двумя и тремя рекуррентными нейронами в скрытом слое, соответственно (=3, временная задержка равна 1).

Краткое описание функционирование МНН для решения задачи почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед состоит из двух шагов:

Шаг 1: Агрегация условной части правил (5) активирует *k*-е рабочее правило, формирующее устойчивое *k*-е состояние облачности часа;

Шаг 2: МНН формирует сигнал выход МНН – *u,* соответствующий *k -*му состоянию облачности часа, выход МНН вычисляется как нечетко-возможностная свертка на основе выходных сигналов рекуррентных нейросетей .

Реализация МНН для решения задачи почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед кратко описана в форме схемы на рисунке 3, который отражает этапы формирования и функционирования МНН.



*Рис. 3. Схема МНН для решения задачи прогнозирования инсоляции*

*[Fig. 3. The scheme of a MFN to solve insolation forecasting task]*

В ходе данного исследования модифицированы, верифицированы и экспериментально апробированы моделированием в среде Octave автоматизированные методы обеспечения жизненного цикла МНН для решения задачи почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед:

• модифицирован (разработана новая кодировка архитектуры МНН, снижающая размерность пространства поиска и вычислительные затраты, упрощающая оптимизацию) метод создания МНН, инициализирующий положения частиц роя (синаптические карты нейросетевых слоев МНН) методом Нгуена-Видроу, включающий в себя этапы глобальной (реализуемые модифицированным многомерным методом роя частиц), локальную оптимизацию (реализуемые алгоритмом Левенберга-Марквардта); экспериментальное сравнение названного метода с традиционными методами настройки интеллектуальных систем (градиентным (алгоритмом Левенберга-Марквардта) и роевыми методами) выявило следующие его преимущества: автоматический режим генерации генерации оптимальной архитектуры МНН (градиентные методы не обеспечивают глобальный экстремум фитнес-функции) и сокращение вычислительных затрат (более быстрая сходимость к глобальному экстремуму фитнес-функции в сравнении с роевыми методами настройки интеллектуальных моделей);

• модифицирован метод функционирования МНН, автоматически идентифицирующий состояние облачности часа и генерирующий выход МНН (прогнозируемое значение инсоляции) на основе выходов глубоких нейросетей с механизмом внимания алгоритмом нечетко-возможностной свертки.

**3 АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ МНН ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНСОЛЯЦИИ**

Эффективность моделей почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед на основе МНН, стандартной модели ARMA и рекуррентной нейросети оценена на основе среднеквадратичной ошибки (4), средней абсолютной ошибки (MABE) и ошибки смещения (BIAS).

Для оценки среднего значения линейных отклонений фактических значений от прогнозных вычисляется средняя абсолютная ошибка следующим образом

(6)

С целью выяснения систематических отклонений прогнозной модели, оцениваемых средним значением абсолютных отклонений фактических значений от прогнозных, ошибка смещения ошибка вычислется как

(7)

Знак выражения (7) показывает, был ли прогноз модели оптимистичным или пессимистичным.

МНН и рекуррентная нейросеть (RNN) настроены на основе данных (3), соотвествующих территории Абакана. МНН сформирована как модель Octave. Используя Octave, была обучена рекуррентная нейросеть (количество скрытых нейронов и задержек равно 5 и 2, соответственно) на основе данных (3). Таблица 1 отражает сравнительный анализ результатов МНН, ARMA и рекуррентной нейросети при почасовом прогнозировании инсоляции на сутки вперед. Сравнение эффективности построенных интеллектуальных моделей прогноза инсоляции показывает, что МНН обеспечивает определенно большую точность. Таблица 1 показывает, что в генерируемые МНН и рекуррентной нейросетью прогнозируемые значения близки к фактической инсоляции при проведении сравнения с классической моделью ARMA. Рисунок 4 показывает графики почасовой инсоляции фактической в сравнении с прогнозируемой RNN и МНН на территории Абакана.

Рисунок 4 показывает, что МНН в сравнении с рекуррентной нейросетью обеспечивает более точный почасовой прогноз инсоляции на сутки вперед на территории Абакана.

Таблица 1 показывает, что ошибки (BIAS, RMSE MABE) построенных интеллектуальных моделей прогноза инсоляции в солнечные часы являются довольно маленькими в сравнении с облачными часами.

Также рисунок 4 показывает, что в облачные часы генерируемые МНН и рекуррентной нейросетью прогнозируемые значения и фактической инсоляции различаются. Таблица 1 отражает абсолютную неэффективность рекуррентной нейросети в облачные часы. Эффективность результатов МНН при почасовом прогнозировании инсоляции на сутки вперед в солнечные часы выше, чем в облачные. Так, значение MABE увеличивается с 0.77 Вт/м2 до 1.53 Вт/м2, значение RMSE увеличивается с 11.81 Вт/м2 до 21.45 Вт/м2, BIAS увеличивается с 0.14 Вт/м2 до 0.23 Вт/м2. Тем не менее, МНН эффективно отражает сложную динамику колебаний фактической инсоляции в облачные часы. Таблица 1 указывает, что эффективность МНН, генерирующей прогнозируемое значение инсоляции как нечетко-возможностную свертку выходов глубоких нейросетей с механизмом внимания , выше, чем эффективность отдельной рекуррентной нейросети особенно в облачные часы. Так значение MABE уменьшается с 20.32 Вт/м2 до 1.53 Вт/м2, значение RMSE уменьшается с 71.24 Вт/м2 до 21.45 Вт/м2, BIAS уменьшается от 3.01 Вт/м2до 0.23 Вт/м2. Простая динамика плотности солнечного излучения в солнечные часы обеспечивает гладкость системной функции зависимости фактической инсоляции от параметров (3). Следовательно, эффективность аппроксимации указанной функции рекуррентной нейросетью будет хорошей, что выше подтверждено экспериментально (Рис. 4, Таблица 1). Наоборот, сложная динамика плотности солнечного излучения в облачные часы приводит к сложной системной функции зависимости фактической инсоляции от параметров (3). В этом случае прогнозная модель на основе рекуррентной нейросети будет неэффективна, что выше подтверждено экспериментально (Рис. 4, Таблица 1). Таким образом, эффективность МНН (как нечеткой системы, формируемой рекуррентными нейросетями с механизмом внимания) при почасовом прогнозировании инсоляции на сутки вперед выше, чем эффективность отдельной рекуррентной нейросети в облачные часы, особенно в условиях быстрых колебаний плотности солнечного излучения. МНН эффективно транслирует функциональные аспекты прогнозирования инсоляции средствами рекуррентных нейронов и механизма внимания, обеспечивая эффективное формирование на основе данных (3) и трансляцию скрытого представления информации идентифицированных аспектов облачности часа, включая динамику флуктуаций инсоляции. Механизм внимания обеспечивает выделение существенных аспектов облачности часа, характеризующих состояние облачности часа и передачу этой информации как сигнала скрытого слоя рекуррентных нейронов *j*-той субкультуры нейросетей .

**

*Рис. 4. Графики инсоляции фактической и прогнозируемой RNN и МНН в г. Абакан*

*[Fig. 4. The curves of real and forecasted insolation based on RNN and MFN at the site of Abakan]*

*Таблица 1. Сравнение результатов МНН и RNN при почасовом прогнозировании инсоляции на сутки вперед*

*[Table 1. A day ahead forecasting of the hourly insolation: comparison of results]*

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Модель | Рекуррентная нейросеть | | МНН | | ARMA | |
| Ошибка | Солнечные часы | Облачные | Солнечные часы | Облачные | Солнечные часы | Облачные |
| MABE (W/m2) | 7.54 | 20.32 | 0.77 | 1.53 | 13.96 | 40.72 |
| RMSE (W/m2) | 30.89 | 71.24 | 11.81 | 21.45 | 61.41 | 140.13 |
| BIAS(W/m2) | -1.12 | 3.01 | 0.14 | 0.23 | 2.13 | 6.25 |

Анализ ошибок между фактическими и прогнозируемыми значениями инсоляции приводит к заключению о целесообразности использования МНН для прогнозирования солнечной инсоляции.

Таким образом, результаты, полученные в ходе сравнительного экспериментального моделирования МНН при почасовом прогнозировании инсоляции на сутки вперед демонстрируют ее робастность и снижение среднеквадратичной ошибки ее прогноза в среднем в три и шесть раз в сравнении с рекуррентными нейросетями и стандартной моделью ARMA при воздействии на нее различных внутренних и внешних факторов неопределенности.

**ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В данном научном исследовании решена задача почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед в условиях неопределенности с использованием МНН.

В ходе данного исследования модифицированы, верифицированы и экспериментально апробированы моделированием в среде Octave автоматизированные методы обеспечения жизненного цикла МНН для решения задачи почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед:

• модифицирован метод создания МНН, снижающий размерность пространства поиска и вычислительные затраты, упрощающий оптимизацию; экспериментальное сравнение названного метода с традиционными методами настройки интеллектуальных систем (градиентным (алгоритмом Левенберга-Марквардта) и роевыми методами) выявило следующие его преимущества: автоматический режим генерации оптимальной архитектуры МНН и сокращение вычислительных затрат в сравнении с роевыми методами настройки интеллектуальных моделей;

• модифицирован метод функционирования МНН, автоматически идентифицирующий состояние облачности часа и генерирующий прогнозируемое значение инсоляции на основе выходов глубоких нейросетей с механизмом внимания алгоритмом нечетко-возможностной свертки.

МНН эффективно выделяет и транслирует существенные функциональные аспекты прогнозирования инсоляции средствами рекуррентных нейронов и механизма внимания, обеспечивая эффективное формирование на основе данных и трансляцию скрытого представления информации идентифицированных аспектов облачности часа, включая динамику флуктуаций инсоляции. Механизм внимания обеспечивает выделение существенных аспектов облачности часа, характеризующих состояние облачности часа и передачу этой информации как сигнала скрытого слоя рекуррентных нейронов глубоких нейросетей, на основе выходов которых алгоритмом нечетко-возможностной свертки генерируется прогнозируемое значение инсоляции. Таким образом, МНН обеспечивает структурно-параметрический синтез и эффективность интеллектуальной модели почасового прогнозирования инсоляции на сутки вперед, развивая основы интеллектуальных систем прогнозирования.

Результаты проведенных экспериментального моделирования и сравнительного анализа МНН при почасовом прогнозировании инсоляции на сутки вперед демонстрируют ее робастность и снижение среднеквадратичной ошибки ее прогноза в среднем в три и шесть раз в сравнении с рекуррентными нейросетями и стандартной моделью ARMA при воздействии на нее различных внутренних и внешних факторов неопределенности.

**БЛАГОДАРНОСТИ**

Исследование выполнено в рамках мероприятия «Разработка интеллектуальных систем прогнозирования и максимизации выработки электроэнергии солнечной электростанции на основе оригинальной модифицированной нечеткой нейросети, их реализация как программ для ЭВМ и внедрение на электростанции возобновляемых источников энергии» программы деятельности НОЦ мирового уровня «Енисейская Сибирь».

**ФИНАНСИРОВАНИЕ**

Исследование выполнено за счет средств гранта министерства образования и науки Республики Хакасия (Соглашение № 91 от 13.12.22), научно-исследовательский проект «Разработка интеллектуальной системы непрямого прогнозирования выработки электроэнергии солнечной электростанции на основе модифицированной нечеткой нейросети».

**КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ**

Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Проект энергостратегии Российской Федерации на период до 2035 года / Официальный сайт Министерства энергетики Российской Федерации – Режим доступа: https://minenergo.gov.ru/view-pdf/1920/104837 (Дата обращения: 02.03.2023).
2. *Narvaez G.* Machine Learning for Site-Adaptation and Solar Radiation Forecasting / G. Narvaez [и др.] // Energies. – 2021. – № 167. – С. 333-342
3. *Belmahdi B.* Comparative optimization of global solar radiation forecasting using machine learning and time series models / B. Belmahdi [и др.] // Environmental Science and Pollution Research. – 2022. – № 29. – С. 14871–14888
4. *Faisal A. N.* Neural networks based multivariate time series forecasting of solar radiation using meteorological data of different cities of Bangladesh / A. N. Faisal [и др.] // Results in Engineering. – 2022. – № 13. – С. 100365.
5. *Guermoui* *M.* A novel ensemble learning approach for hourly global solar radiation forecasting / M. Guermoui [и др.] // Neural Computing and Applications. – 2022. – № 34. – С. 2983–3005
6. *Acikgoz H.* A novel approach based on integration of convolutional neural networks and deep feature selection for short-term solar radiation forecasting / H. Acikgoz // Applied Energy. – 2022. – № 305. – С. 117912
7. *Kumari P.* Extreme gradient boosting and deep neural network-based ensemble learning approach to forecast hourly solar irradiance / P. Kumari, D. Toshniwal // Journal Clean. Prod. – 2021. – № 279. – С. 123285.
8. *Энгель Е.А.* Метод построения эффективной системы обработки информации на основе нечетко-возможностного алгоритма / Е.А. Энгель // XV Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2013»: сборник научных трудов. – 2013. – № 3. – С. 139–149.
9. *Nguyen D.* Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights. / D. Nguyen, B. Widrow // Proceedings of the InternationalJoint Conference on Neural Networks. – 1990. – № 3. – С. 21–26.

**Энгель Екатерина Александровна –** канд. тех. наук, доцент, доцент кафедры цифровых технологий и дизайна Хакасского государственного университета.

E-mail: ekaterina.en@gmail.com

ORCID iD: https://orcid.org/0000-0002-3023-0195

**Энгель Никита Евгеньевич –** магистрант 2-го года обучения кафедры программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем Хакасского государственного университета.

E-mail: nikita.en@gmail.com

ORCID iD: https://orcid.org/0000-0002-7216-6398

**MACHINE LEARNING METHODS FOR SOLAR POWER GENERATION MAXIMIZING AND FORECASTING**

**E. A. Engel\*, N. E. Engel\***

*\***Khakas State University*

**Annotation.** Systems for insolation forecasting based on machine learning methods increase the efficiency of a solar plant. Therefore, these systems are relevant in accordance with the priority of the state energy policy "Energy Strategy for the period up to 2035".

The insolation has complex non-linear dynamics with uncertainties due to changes in cloudiness. Thus, it is impossible to approximate these complex dynamics with classical methods with a given accuracy, while machine learning methods provide the required accuracy. When solving solar prediction problems, intelligent methods in comparison with traditional methods provide the required accuracy of solving these problems by contributing to the safe and effective management of electric grids that integrating solar power plants. The problem of hourly forecasting of insolation for a day ahead in conditions of uncertainty was solved based on a modified fuzzy neural network, which provides by means of recurrent neurons and the attention mechanism the effective generation and transmission of a hidden representation of information as a signal of the hidden layer of deep neural networks, on the basis of the outputs of which the predicted value of insolation is generated by the fuzzy-possible convolution algorithm.

The modified fuzzy neural network effectively distinguishes from the data significant functional aspects of solar prediction, including aspects of identifying the specifics of the cloudiness of the hour. The obtained results of comparative experimental modeling of a modified fuzzy neural network when predicting insolation for a day ahead demonstrate its robustness and a decrease in the mean square error of its forecast by an average of three and six times in comparison with recurrent neural networks and a standard model of moving average autoregression in conditions of uncertainty.

**Keywords:** insolation forecasting, recurrent neural networks, attention mechanism, fuzzy neural networks.

**CONFLICT OF INTEREST**

The authors declare the absence of obvi-ous and potential conflicts of interest related to the publication of this article.

**REFERENCE**

1. Draft energy strategy of the Russian Federation for the period up to 2035 / Official website of the Ministry of Energy of the Russian Federation. Text: electronic. https://minenergo.gov.ru/view-pdf/1920/104837 Accessed: 02.03.2023.
2. *Narvaez G.* *[et al.]* (2021) Machine Learning for Site-Adaptation and Solar Radiation Forecasting. Energies. No 167. P. 333–342
3. *Belmahdi B. [et al.]* (2022) Comparative optimization of global solar radiation forecasting using machine learning and time series models. Environmental Science and Pollution Research. No 29. P. 14871-14888
4. *Faisal A. N.* *[et al.]* (2022) Neural networks based multivariate time series forecasting of solar radiation using meteorological data of different cities of Bangladesh. Results in Engineering. No 13. P. 100365..
5. *Guermoui M. [et al.]* (2022) A novel ensemble learning approach for hourly global solar radiation forecasting. Neural Computing and Applications. No 34. P. 2983–3005
6. *Acikgoz H.* (2022) A novel approach based on integration of convolutional neural networks and deep feature selection for short-term solar radiation forecasting. Applied Energy. No 305. P. 117912
7. *Kumari P. and Toshniwal D.* (2022) Extreme gradient boosting and deep neural network-based ensemble learning approach to forecast hourly solar irradiance. Journal Clean. Prod. No 279. P. 123285.
8. *Engel E.A.* (2013) A method for constructing an effective information processing system based on a fuzzy-possibility algorithm. XV All-Russian scientific and technical conference "Neuroinformatics-2013": a collection of scientific papers. No 3. P. 139–149.
9. *Nguyen D. and Widrow B.* (1990) Improving the learning speed of 2-layer neural networks by choosing initial values of the adaptive weights. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. Vol. 3. P. 21–26.

**Engel Ekaterina A.** — PhD in technical Sciences, Associate Professor, Assistant Professor at Department of Digital Technology and Design at Khakas State University.

E-mail: [ekaterina.en@gmail.com](mailto:ekaterina.en@gmail.com)

ORCID iD: https://orcid.org/0000-0002-3023-0195

**Engel Nikita E.** — master's student of the 2nd year of training at the Department of Computer Software and Automated Systems, Khakas State University.

E-mail: [nikita.en@gmail.com](mailto:nikita.en@gmail.com)

ORCID iD: https://orcid.org/0000-0002-7216-6398