

## LSTM МОДЕЛІН ҚОЛДАНА ОТЫРА ФОТОЭЛЕКТРЛІК ЭЛЕКТР СТАНЦИЯЛАРЫНЫҢ ЭЛЕКТР ЭНЕРГИЯСЫН ӨНДІРУДІ ҚЫСҚА МЕРЗІМДІ БОЛЖАУ

Г.Ж. Таганова<sup>1,2\*</sup>, Д.А. Тусупов<sup>1</sup>, В.Войчик<sup>3</sup>, А.А. Абдилдаева<sup>4</sup>, Т.Ж. Ермек<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Гумилев атындағы Еуразиялық ұлттық университеті, Астана, Қазақстан,

<sup>2</sup>Астана халықаралық университеті, Астана, Қазақстан,

<sup>3</sup>Люблин техникалық университет, Люблин, Польша,

<sup>4</sup>«Гұмарбек Дәукеев атындағы Алматы энергетика және байланыс университеті» КЕАҚ,  
Алматы, Қазақстан,

<sup>5</sup>Халықаралық Ақпараттық Технологиялар Университеті, Алматы, Қазақстан,  
e-mail: guldana.kileuzhanova@gmail.com

Бұл мақала Машиналық оқыту әдістерін қолдана отырып, ашық көздерден алынған метеорологиялық мәліметтер негізінде фотоэлектрлік электр станцияларының электр энергиясын өндіруді болжау мәселесіне арналған. Мақалада ұсынылған мәселені шешу үшін бар метеорологиялық деректер көздеріне шолу және оларды өңдеудің ықтимал әдістері, сондай-ақ күн энергиясын өндіруді бір күн бұрын болжау үшін машиналық оқыту әдістемесінің архитектурасы негізінде құрылған жеңілдетілген LSTM алгоритмі берілген.

**Түйін сөздер:** LSTM, машиналық оқыту әдістері, фотоэлектрлік электр станциялары, қысқа мерзімді болжау.

## КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВЫРАБОТКИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ФОТОЭЛЕКТРИЧЕСКИМИ ЭЛЕКТРОСТАНЦИЯМИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ

### МОДЕЛИ LSTM

Г.Ж. Таганова<sup>1,2\*</sup>, Д.А. Тусупов<sup>1</sup>, В.Войчик<sup>3</sup>, А.А. Абдильдаева<sup>4</sup>, Т.Ж. Ермек<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Евразийский национальный университетим. Л.Н. Гумилева, Астана, Казахстан,

<sup>2</sup>Международный университет Астана, Астана, Казахстан,

<sup>3</sup>Люблинский технический университет, Люблин, Польша,

<sup>4</sup>Алматинский университет энергетика и связи имени Гумарбека Даукеева, Алматы, Казахстан,

<sup>5</sup>Международный университет информационных технологий  
e-mail: guldana.kileuzhanova@gmail.com

Статья посвящена проблеме прогнозирования выработки электроэнергии фотоэлектрическими электростанциями на основе метеорологических данных из открытых источников с использованием методов машинного обучения. Для решения предложенной в статье задачи дается обзор существующих метеорологических источников данных и возможных методов их обработки, а также упрощенный алгоритм LSTM, созданный на основе архитектуры методологии машинного обучения для прогнозирования выработки солнечной энергии на день раньше.

**Ключевые слова:** LSTM, методы машинного обучения, фотоэлектрические электростанции, краткосрочное прогнозирование.

## SHORT-TERM FORECASTING OF ELECTRICITY GENERATION BY PHOTOVOLTAIC POWER PLANTS USING THE LSTM MODEL

G.Taganova<sup>1,2\*</sup>, D.A. Tussupov<sup>1</sup>, V.Voychik<sup>3</sup>, A.A.Abdildaeva<sup>4</sup>, T.Zh.Yermek<sup>5</sup>

<sup>1</sup>L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan,

<sup>2</sup>Astana International University, Astana, Kazakhstan,

<sup>3</sup>Lublin Technical University, Lublin, Poland,

<sup>4</sup>Almaty University of Power Engineering and Telecommunications named after Gumarbek Daukeyev, Almaty, Kazakhstan,

<sup>5</sup>International University of Information Technology,

e-mail: guldana.kileuzhanova@gmail.com

This article is devoted to the problem of forecasting electricity generation by photovoltaic power plants based on meteorological data from open sources using machine learning methods. To solve the problem proposed in the article, an overview of existing meteorological data sources and possible methods of processing them is given, as well as a simplified LSTM algorithm based on the architecture of the machine learning methodology for predicting solar energy generation a day earlier.

**Keywords:** LSTM, machine learning methods, photovoltaic power plants, short-term forecasting.

**Кіріспе.** Күн жердегі жаңартылатын энергияның ең қуатты көзі ретінде планетаны бір күнде адамзаттың жылдық энергия тұтынуынан асатын энергиямен қамтамасыз етеді. Энергияның бұл түрі электр энергиясын өндіруде ғана емес, сонымен қатар жылыту, тұрғын үй және өндірістік үй-жайларды жарықтандыру, сондай-ақ суды жылытуда кеңінен қолданылады.

Орталық Азиядағы ең ауқымды ел болып табылатын Қазақстан күн энергетикасын дамыту үшін айтарлықтай әлеуетке ие. Елде күн энергиясын өндірудің күтілетін көлемі жылына 2,5 миллиард кВт / сағ жетуі мүмкін. Оның аумағының 70% - ға жуығы күн шуақты күндер көп болатын аймақтарда орналасқандығына байланысты Қазақстан Күн энергиясын тиімді пайдаланудың барлық алғышарттарына ие. Елдің әр түрлі аймақтарындағы күн сәулесінің орташа жылдық ұзақтығы 2800-ден 3000 сағатқа дейін өзгереді, ал Күн радиациясының жылдық түсімі кем дегенде  $19 \cdot 10^{17}$  ккал құрайды [1].

ANN 1980 жылдан бастап зерттеушілер арасында танымал болды және болжауды қоса алғанда, әртүрлі салаларда сәтті қолданылды. Олар әсіресе фотоэлектрлік энергияны өндіруді болжауда тиімді, мұнда олар метеорологиялық деректерді ескеру қабілетінің арқасында жоғары дәлдікті қамтамасыз етеді. Бұл шолу күн энергиясын болжау әдістемелері туралы кең түсінік береді, олардың әртүрлі жағдайларда қолданылуына баса назар аударады [2]. Мақала сала қатысушыларының алдында тұрған қиындықтарды талқылайды және бұл фотоэлектрлік саланың тұйық циклінде инновацияларды енгізудің болашақ мүмкіндіктерін білдіреді деп мәлім-

дейді [3]. Фотоэлектрлік энергияны болжау бастамаларының болашағы туралы, әсіресе гибриді жасанды нейрондық желілер мен эволюциялық алгоритмдерді қолдану арқылы қорытындылар жасалды [4]. Мақалада ЖЭК-тен электр энергиясын өндіруді болжау модельдерінің күшті және әлсіз жақтары, мүмкіндіктері мен қауіптері көрсетілген [5]. Бұл мақала күнді болжау саласындағы зерттеулердің бағыры туралы кең шолу жасайды және дәлдікті жақсарту үшін *ins* пайдалану және гибриді модельдерге қажеттілік сияқты маңызды аспектілерді көрсетеді [6]. Бұл мақалада күн энергиясын болжаудың заманауи тәсілдеріне шолу жасалады, бұл белгілі бір орынға сәйкес болжау моделін таңдау қажеттілігін көрсетеді [7]. Бұл шолу таза энергияны басқару жүйелерінің заманауи қажеттіліктеріне бағытталған фотоэлектрлік қуатты болжау туралы кең ақпарат береді [8]. Зерттеу элементтері болжаудың маңыздылығын және фотоэлектрлік жүйелердің тиімділігіне әсер ететін факторларды көрсететін мақаланың негізгі аспектілерін білдіреді [9]. Бұл шолу электр энергетикасындағы болжау әдістері туралы жан-жақты түсінік береді және нақты жағдайлар мен талаптарға сәйкес әдісті таңдауда қолданылуы мүмкін [10]. Бұл мақала жел және толқын энергетикасы саласында терең оқытуды қолданудың әртүрлі аспектілеріне жүйелі шолу жасайды және олардың әртүрлі қолданбалардағы әлеуетін көрсетеді [11]. Бұл зерттеу Күн энергиясын болжаудың заманауи әдістеріне кең шолу жасайды, бұл әртүрлі тәсілдердің артықшылықтары мен шектеулерін түсінуге мүмкіндік береді [12]. Бұл зерттеу Күн энергиясын болжаудың заманауи әдістеріне кең шолу жасайды, әртүрлі тәсілдердің артықшылықтары мен

---

шектеулерін түсінуге мүмкіндік береді [13]. Мақала болжау әдістеріне жан-жақты шолуды ұсынады және LSTM және RNN сияқты заманауи Машиналық оқыту әдістерін қолданудың өзектілігін көрсетеді [14]. Мақала күн энергиясын ескере отырып, электр энергиясы нарығындағы операцияларды дамытуға зерттеулердің қосқан үлесін атап өтуге және осы саладағы қосымша зерттеулер мен практикалық қосымшалардың бағыттарын көрсетуге бағытталған [15]. Шолу ғалымдар мен инженерлерге белгілі бір қолдану сценарийіне сәйкес келетінін таңдау үшін күн белсенділігін болжаудың әртүрлі үлгілерінің сипаттамаларын талдау үшін ақпарат береді [16]. Мақалада жаңартылатын энергия көздерін электр энергетикасы секторына біріктіру контекстінде жел мен күн энергиясын болжау үшін машиналық оқыту (ML) әдістерін қолдану қарастырылады [17]. Зерттеу терең оқыту үлгілері, әсіресе LSTM, күн энергиясы мен фотоэлектрлік қуатты дәл болжау үшін перспективалық шешім екенін көрсетеді [18]. Зерттеу дәстүрлі энергия ресурстарын қамтамасыз етудегі белгісіздік жағдайында жаңартылатын энергияны пайдаланудың нақты болжамдарын қамтамасыз ету мақсатында ML-дің әртүрлі тәсілдерін, әсіресе ANNs-ті зерттеуге бағытталған [19]. Мақала авторлары электр желісін диспетчерлеуді оңтайландыру үшін қысқа мерзімді болжауға назар аудара отырып, күн фотоэлектрлік жүйесінің шығыс қуатын болжау алгоритмдерін жасады [20]. Мақалада жүйенің сенімділігі мен жаңартылатын энергия көздерін біріктіру үшін болжау дәлдігінің маңыздылығын көрсете отырып, машиналық оқытуға бағытталған күн фотоэлектрлік қуатын болжау әдістеріне шолу жасалады [21]. Мақалада машиналық оқытуды және нейрондық желілердің түрлерін пайдалануды жарықтандыру арқылы фотоэлектрлік жүйенің шығыс қуатын дәл болжаудың маңыздылығы талқыланады. Шектеулерді еңсерудің маңыздылығы және кіріс параметрлері мен уақыт ажыратымдылығына байланысты болжау тиімділігін бағалау атап өтіледі [22]. Шолу күн энергиясын болжаудың маңыздылығын көрсетеді және әртүрлі әдістерді, соның ішінде сандық ауа райы болжамдарын, машиналық оқыту алгоритмдерін және тиімді ансамбльдік үлгілерді қарастырады [23]. Мақалада қысқа мерзімді болжамға және олардың тиімділігіне назар аудара отырып, болжау модельдеріне кең шолу жасай отырып, күн мен жел энергиясын негізгі электр желілеріне сәтті біріктіру үшін болжаудың маңыздылығы қарастырылады [24]. Зерттеу энергия жүйелеріндегі кө-

пөлшемді болжау үшін терең оқытудың жаңа жаһандық модельдерінің тиімділігі туралы шолуды ұсынады, олардың қолданылуы мен шектеулеріне баса назар аударады [25]. Ұсынылған зерттеу нақты деректерде олардың жоғары дәлдігін дәлелдейтін жаңа әдістерді қолдана отырып, тұрғын үйлердегі электр жүктемесін болжаудың тиімді модельдерін әзірлейді [26]. Мақалада жасанды нейрондық желілерді пайдалануға баса назар аудара отырып, күн белсенділігін болжаудың әртүрлі үлгілері қарастырылады және талданады және гибридті және алдын ала деректерді өңдеу арқылы олардың дәлдігін жақсарту әдістері ұсынылған [27]. Бұл мақалада электр жүктемесін болжау әдістері мен модельдеріне шолу жасалды (ELF). Elf болжамы Электр энергетикасы саласындағы электр қуатын жоспарлау мен электр жүйелерін басқаруға әсер ететін негізгі процесс болып табылады. Авторлар уақыт шеңбері, кіріс, нәтижелер және шығындар сияқты критерийлерді ескере отырып, шамамен 45 ғылыми жұмысты талдады. Нәтижелер модельдердің қарапайымдылығына қарамастан, регрессиялық талдау ұзақ мерзімді болжау үшін тиімді болып қала беретінін көрсетеді. Қысқа мерзімді болжамдар үшін жасанды нейрондық желілер (ANN), тірек векторлық машиналар (SVM) және анық емес логика сияқты Машиналық оқыту модельдеріне артықшылық беріледі [28]. Статистикалық әдістермен салыстырғанда, ANN деректер арасында күрделі және сызықтық емес байланыс бар жағдайларда қолайлы және алдын ала болжамдарды қажет етпейді. Бұл желілер дәлдіктің жоғары деңгейін қамтамасыз ететін фотоэлектрлік энергияны болжау зерттеулерінде кеңінен қолданылады [29].

**Әдістер мен материалдар.** Ұзақ мерзімді қысқа мерзімді жад (LSTM) - ұзақ мерзімді қатынастарды зерттеуге қабілетті рекурсивті нейрондық желі архитектурасының бірегей түрі. Бұл модельді алғаш рет 1997 жылы Зепп Хохрейтер мен Юрген Шмидхубер енгізді және уақыт өте келе көптеген зерттеушілердің еңбектері арқылы дамыды және таратылды. LSTM көптеген мәселелерді шешу үшін сәтті қолданылады және бүгінгі күні көптеген салаларда белсенді қолданылады.

LSTM архитектурасы бірнеше негізгі компоненттерден тұрады:

- Ұяшық күйі (Cell State): бұл уақыт өте келе ақпаратты жіберетін негізгі LSTM жады. Ол ақпаратты ұзақ уақыт сақтай алады және ақпаратты қосу немесе жою мүмкіндігіне ие (*I*).

$$cell\ state\ c_t = f_t c_{t-1} + i_t g(W_{cx} x_t + W_{ch} h_{t-1} + b_c) \quad (1)$$

- Ұмыту қақпасы (Forget Gate): бұл қақпа тордың алдыңғы күйінен қандай ақпаратты ұмытып кету керектігін шешеді. Ол кіріске ағымдағы кірісті және алдыңғы жасырын күйді қабылдайды және ұяшық күйіндегі әрбір элемент үшін 0-ден 1-ге дейінгі мәнді береді. 0 мәні толық ұмытуды білдіреді, ал 1 мәні ақпараттың толық сақталуын білдіреді.

$$forget\ gate\ f_t = \delta(W_{fx} x_t + W_{fh} h_{t-1} + W_{fc} c_{t-1} + b_f) \quad (2)$$

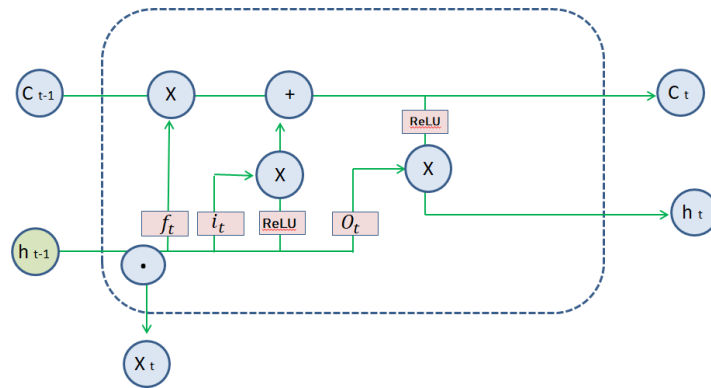
- Кіру қақпасы (Input Gate): бұл қақпа ұяшық күйіне қандай ақпарат қосу керектігін шешеді. Ол кіріске ағымдағы кірісті және алдыңғы жасырын күйді қабылдайды және жасуша күйіндегі әрбір элемент үшін 0-ден 1-ге дейінгі мәнді береді. 0 мәні толық елемеуді білдіреді, ал 1 мәні ақпараттың толық қосылуын білдіреді.

$$input\ gate\ i_t = \delta(W_{ix} x_t + W_{ih} h_{t-1} + W_{ic} c_{t-1} + b_i) \quad (3)$$

- Шығу қақпасы (Output Gate): бұл қақпа ұяшық күйінен қандай ақпаратты шығару керектігін шешеді. Ол кіріске ағымдағы кірісті және алдыңғы жасырын күйді қабылдайды және ұяшық күйіндегі әрбір элемент үшін 0-ден 1-ге дейінгі мәнді береді. 0 мәні толық елемеуді білдіреді, ал 1 мәні ақпараттың толық шығуын білдіреді.

$$output\ gate\ o_t = \delta(W_{ox} x_t + W_{oh} h_{t-1} + W_{oc} c_t + b_o) \quad (4)$$

Мұнда белгісі ReLU белсендіру функциясын білдіреді. Жады блогы үш элементтен тұрады: кіру қақпасы, шығу қақпасы және ұмыту қақпасы. Үш қақпаның шығуы  $i_t$ ,  $o_t$ ,  $f_t$ , белгілерімен көрсетілген. Әрбір ұяшық немесе жады блогы үшін  $c_t$ ,  $h_t$  белсендіру векторлары көрсетіледі.  $W$  матрицалары мен  $b$  векторлары кіру қақпасы, шығу қақпасы және жад блогы арасындағы байланыстарды құру үшін қолданылады.



1-сурет - LSTM архитектурасы

LSTM жұмыс процесін келесідей сипаттауға болады:

- LSTM кірісіне кіріс тізбегі беріледі.
- Әрбір реттілік элементі үшін LSTM ағымдағы кірісті және алдыңғы жасырын күйді қабылдайды.
- Қақпалардың көмегімен LSTM қандай ақпаратты ұмыту, қосу және ұяшық күйінен шығару керектігін шешеді.
- LSTM шығысы ағымдағы жасырын күй мен ұяшық күйінен тұрады.
- LSTM шығыс ақпаратты болжау, жіктеу немесе басқа Машиналық оқыту тапсырмаларды үшін пайдаланылады.

LSTM архитектурасы дәйекті деректердегі қысқа, ұзақ мерзімді болжауға мүмкіндік береді және табиғи тілді өңдеу, сөйлеуді тану және музыкалық модельдеу сияқты салаларда сәтті қолданылады.

1-суретте ұсынылып отырған кескін Түзетілген Сызықтық Блокты (ReLU) белсендіру функцияларын қамтитын Ұзақ Мерзімді Қысқа Мерзімді Жад ұяшығының (LSTM) өзгертілген нұсқасы болып табылады.

Блоктағы үш сызықты емес қақпаның бірі-көбейту арқылы активтендіру ұяшықтары арқылы ақпараттың ішке және сыртқа қозғалысын басқаратын жиынтық блок. Жад ұяшығының қайталанатын байланысының өзі кіріс және шығыс ұяшықтарының қақпаларына көбейтіледі. Екінші жағынан, ұмыту қақпасы алдыңғы күйді екі есе арттырады (жад ұя-

шығының қайталанатын қосылымы) және бұрынғы күйіңізді ұмыту немесе еске түсіру үшін белсендіру функциясын пайдаланады [30].

Бұл ғылыми мақалада қолданылған ақпарат елдер/технологиялар бойынша орнатылған қуаттылық деректері, жеке электр станциялары (тұрақты және жанартылатын) және уақыт сериялары деректері бар open Power System Data тегін платформасынан алынған.

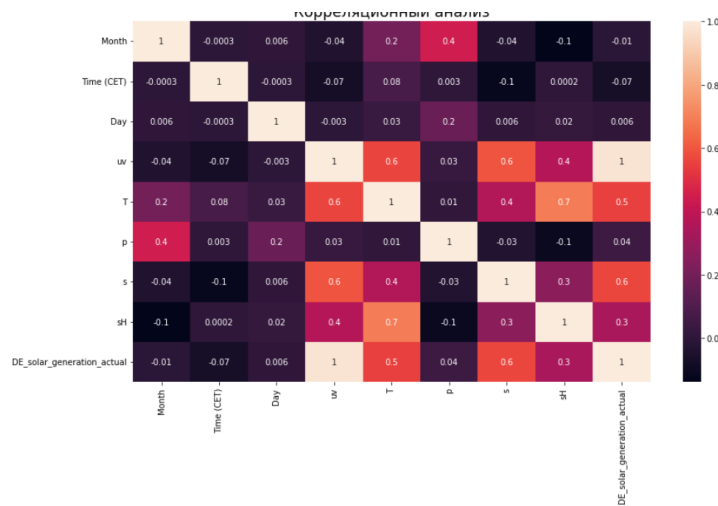
Мысал ретінде 2016 жылғы Германияда орналасқан күн сәулесі панелдерінен өндірілетін энергия қуаты туралы ақпарат, сонымен қатар ашық көздерден алынған метеорологиялық деректер қолданылды. Атап айтқанда, біз екі деректер жиынтығын қолданамыз:

[https://data.open-power-system-data.org/weather\\_data/2017-07-05](https://data.open-power-system-data.org/weather_data/2017-07-05) [31].

[https://data.open-power-system-data.org/time\\_series/](https://data.open-power-system-data.org/time_series/) [32].

**Нәтижелер және талқылау.** Төменде көрсетілген бастапқы деректер параметрлерінің көмегімен күн электр энергиясын өндіру корреляциясы 2-суретте көрсетілген. Суретте көрсетілгендей күн электр энергиясын өндірудегі ең үлкен корреляция температура 0,5, күннің шыққанын көрсететін белгі 0,6, уф-индекс 1-ге тең.

Екі моделді қолдана отыра тәжірибе жасалды, яғни барлық деректермен (5) және корреляциясы жоғары деректермен(6).



2-сурет - Корреляция коэффициенттерінің матрицасы

$T$  – температура, °С;  
 $s$  – күннің шыққанын көрсететін белгі ( $s = 1$  – күн шықты,  $s = 0$  – күн шықпады);  
 $sH$  – күн шуақтығының ұзындығы, сағ;  
 $uv$  –уф-индекс;  
 $p$  – жауын шашын мөлшері, мм.

$$meteo = \{uv, T, p, s, sH\} \quad (5)$$

$$meteo = \{T, s, uv\} \quad (6)$$

Модель ауытқуларын табу үшін RMSE (7), MAE (8) және  $R^2$  (9) қателіктері табылды.

$$RMSE(x', x) = \sqrt{\frac{1}{N} * \sum_{n=1}^N (x'_n - x_n)^2} \quad (7)$$

$$MAE(x', x) = \frac{1}{N} * \sum_{n=1}^N |x'_n - x_n| \quad (8)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N (y_k - y'_k)^2}{\sum_{k=1}^N (y_k - \langle y \rangle)^2} \quad (9)$$

Берілген 1-кестеде екі модельдің салыстырмалы талдауы берілген. Салыстыру үшін Қолданылатын көрсеткіштер Орташа Квадрат Түбір Қатесі (RMSE), Орташа Абсолютті Қате (MAE) және анықтау коэффициенті ( $R^2$ ) болып табылады. Әрбір метрика бірінші және екінші модель үшін де қарастырылған.

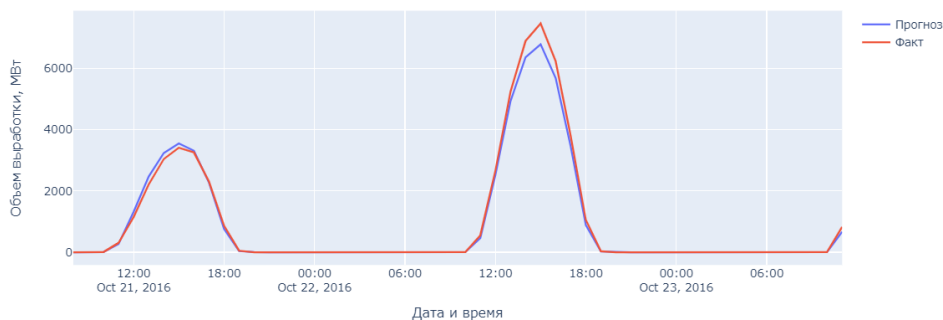
Бірінші модель бойынша RMSE 1034.02, MAE 519.66 және  $R^2$  0.82 мәндерін көрсетеді, бұл болжамдық дәлдіктің жоғары деңгейін және болжам мен нақты мәндер арасындағы байланысты көрсетеді.

Керісінше, екінші модельде  $R^2$  0,58-ден төмен, сонымен қатар RMSE 1568,81 және MAE 669,05-ті көрсетілген. Бұл мәндер екінші модельдің болжамды дәлдігінің төмендігін және бірінші модельмен салыстырғанда болжамды және нақты мәндер арасындағы байланыстың әлсіздігін көрсетеді.

1-кесте - Модель бойынша ауытқуларды салыстыру кестесі

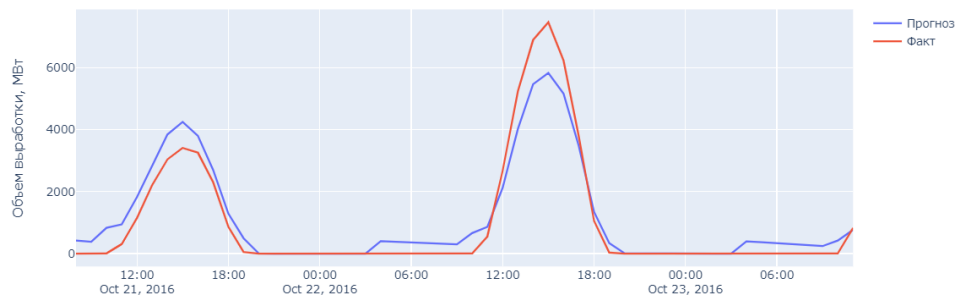
Қателік атауы	Модель	Ауытқу нәтижесі
RMSE	1-модель	1034,02
RMSE	2-модель	1568,81
MAE	1-модель	519,66
MAE	2-модель	669,05
$R^2$	1-модель	0,82
$R^2$	2-модель	0,58

Результаты прогнозирования электростанции 1 модель



3-сурет - 1-модель нәтижесі





4-сурет - 2-модель нәтижесі

Берілген 3-сурет және 4-суретте 2016 жылдың 21 қазанынан 2016 жылдың 23 қазанына дейінгі кезеңді қамтитын уақыт кезеңіндегі екі айнымалыны бақылайтын сызықтық диаграмма көрсетілген. "Күн мен уақыт" деп белгіленген x осі күн мен уақытты білдіреді, бұл деректер нүктелері тәуліктің белгілі бір уақытына байланысты сызылған деп болжайды. "Өндіріс көлемі, МВт" деп белгіленген y осі мегаваттпен (МВт) электр энергиясын өндіру көлемін көрсетеді. Көрсетілген көк сызық болжамды электр энергиясын өндіруді, ал қызыл сызық нақты өндіріс деректерін білдіреді. Болжамды және нақты мәндер арасындағы өзара әрекеттесуді болжамдардың дәлдігін бағалау және электр энергиясын өндіру заңдылықтарын талдау үшін пайдалануға болады.

Графиктерден екі жолдың да трендтері мен шыңдары ұқсас екендігі көрінеді, бұл болжау нақты энергия өндіруге жақын болғандығын көрсетеді. Дегенмен, сызықтар алшақтайтын кезеңдер бар, бұл болжамды және нақты деректер арасындағы айырмашылықты көрсетеді.

**Қорытынды.** Бұл зерттеу ашық көздерден алынған метеорологиялық деректер негізінде электр энергиясын өндіруді болжау мәселесін шешу үшін LSTM Машиналық оқыту әдісін қолдана отырып жасалды. Фотоэлектрлік энергияны өндіруді болжау ауа-райының өзгеруіне өткір сезімталдықты көрсетті. Жаңартылатын энергия көздерінде тарихи күн энергиясын өндіруге арналған болжамдардың дәлдігін арттыру үшін әртүрлі метеорологиялық мәліметтер жиынтығы қолданылды. Жоғары корреляциялық метеорологиялық деректері бар LSTM моделі барлық метеорологиялық деректер жиынтығымен LSTM-ден асып түсті. Атап айтқанда, корреляциялық метеорологиялық деректері бар LSTM моделі үшін RMSE 1034,02, MAE 519,66 және  $R^2$  0,82% құрады. Барлық метеорологиялық деректер жиынтығымен LSTM үшін RMSE 1568,81, MAE 669,05 және  $R^2$  0,58% құрады. Корреляциялық метеорологиялық деректері бар LSTM моделін қолдану тиімді, бірақ дәлірек болжау үшін оқыту деректері мен сценарийлерінің санын көбейту қажет.

## References

1. "Қазақстан Республикасының кейбір заңнамалық актілеріне жаңартылатын жергілікті энергия көздерін пайдалануды қолдау мәселелері бойынша өзгерістер мен толықтырарлар енгізу туралы" Қазақстан Республикасының 2013 жылғы 4 шілдесіндегі № 128-V Заңы. [In Kazakh]
2. Carneiro, Tatiane Carolyne, et al. "Review on photovoltaic power and solar resource forecasting: current status and trends." *Journal of Solar Energy Engineering* 144.1 (2022): 010801.
3. Franco M.A., Groesser S.N. A Systematic Literature Review of the Solar Photovoltaic Value Chain for a Circular Economy. *Journal Sustainability*. -2021.- Vol.13(17)-pp.2-35  
<https://doi.org/10.3390/su13179615>
4. Ahmed Razin et al. A review and evaluation of the state-of-the-art in PV solar power forecasting: Techniques and optimization. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*.-2020.-Vol.124 (4). -Art.109792.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2020.109792>
5. Krechowicz A., Krechowicz M., Poczeta K. Machine Learning Approaches to Predict Electricity Production from Renewable Energy Sources.-*Energies*.-2022.-Vol.15(23).- Art.9146. <https://doi.org/10.3390/en15239146>
6. Singla Pardeep, Manoj Duhan, Sumit Saroha. A comprehensive review and analysis of solar forecasting techniques. *Frontiers in Energy*.-2022.- Vol.16-pp.187-223.

- 
7. Gupta Priya, Rhythm Singh. PV power forecasting based on data-driven models: a review. *International Journal of Sustainable Engineering*.- 2021.-Vol.14(7).- pp.1733-1755
  8. El Hendouzi, Abdelhakim, and Abdennaser Bourouhou. Solar photovoltaic power forecasting. *Journal of Electrical and Computer Engineering*.-2020.-Vol.2020.- pp.1-21.
  9. Nahid-Al-Masood, Md. Iqbal Asif, Ahmed Manavi Alam, Shohana Rahman Deeba, Tareq Aziz, Forecasting of Photovoltaic Power Generation: Techniques and Key Factors.- 2019 IEEE Region 10 Symposium (TENSymp). <https://doi.org/10.1109/TENSymp46218.2019.8971337>.
  11. Klyuev, Roman V., et al. Methods of forecasting electric energy consumption: A literature review.- *Energies*.- 2022.-Vol. 15(23).- Art.8919. <https://doi.org/10.3390/en15238919>
  12. Alkhatay G., Mehmood R. A Review and Taxonomy of Wind and Solar Energy Forecasting Methods Based on Deep Learning. *Energy AI* 2021, 4, 100060. [[Google Scholar](#)] [[CrossRef](#)]
  13. Akhter Muhammad Naveed, et al. Review on forecasting of photovoltaic power generation based on machine learning and metaheuristic techniques. *IET Renewable Power Generation*.- 2019.- Vol.19 (7)- pp.1009-1023.
  14. Javed Umar, et al. Exploratory data analysis based short-term electrical load forecasting: A comprehensive analysis.- *Energies*.-2021.Vol. 14(17), 5510. <https://doi.org/10.3390/en14175510>
  16. Natarajan V. Anantha, Poojitha Karatampati. Survey on renewable energy forecasting using different techniques.- 2019 2nd International Conference on Power and Embedded Drive Control (ICPEDC). IEEE.  
DOI: [10.1109/ICPEDC47771.2019.9036569](https://doi.org/10.1109/ICPEDC47771.2019.9036569).
  16. Yin Shengfei, et al. State-of-the-art short-term electricity market operation with solar generation: A review.- *Renewable and Sustainable Energy Reviews*.-2021.-Vol.138.Iss.C. 110647. DOI: [10.1016/j.rser.2020.110647](https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110647)
  17. Wang, Huaizhi et al. Taxonomy research of artificial intelligence for deterministic solar power forecasting. *Energy Conversion and Management*.-2020.-Vol.214.-art.112909.  
DOI: [10.1016/j.enconman.2020.112909](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.112909)
  18. Alkabbani Hanin, et al. Machine learning and metaheuristic methods for renewable power forecasting: a recent review. *Frontiers in Chemical Engineering*.-2021.-Vol. 3.- 665415.  
DOI: [10.3389/fceng.2021.665415](https://doi.org/10.3389/fceng.2021.665415)
  19. Rajagukguk Rial A., Raden AA Ramadhan and Hyun-Jin Lee. A review on deep learning models for forecasting time series data of solar irradiance and photovoltaic power. *Energies*.-2020.- Vol.13(24 ), 6623.  
DOI: [http://dx.doi.org/10.3390/en13246623](https://dx.doi.org/10.3390/en13246623)
  19. Rahman Md Mijanur et al. Prospective methodologies in hybrid renewable energy systems for energy prediction using artificial neural networks.- *Sustainability*.- 2021.- Vol.13(4), 2393.  
<https://doi.org/10.3390/su13042393>
  20. Tsai Wen-Chang, et al. A Review of State-of-the-art and Short-Term Forecasting Models for Solar PV Power Generation.- *Energies*.- 2023.-Vol.16(14).-pp.3 – 27. DOI: [10.3390/en16145436](https://doi.org/10.3390/en16145436)
  21. Gaboitaolelwe Jwaone, et al. Machine Learning Based Solar Photovoltaic Power Forecasting: A Review and Comparison.- *IEEE Access*.- 2023.- Vol.11-pp.40820-40845.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3270041>
  22. Mohamad Radzi Putri Nor Liyana et al. "Review on the Application of Photovoltaic Forecasting Using Machine Learning for Very Short-to Long-Term Forecasting.-*Sustainability*.- 2023.- Vol.15(4): 2942.  
DOI: [10.3390/su15042942](https://doi.org/10.3390/su15042942)
  23. Mittal Amit Kumar, Kirti Mathur and Shivangi Mittal. A Review on forecasting the photovoltaic power Using Machine Learning.- *Journal of Physics: Conference Series*.- Vol. 2286. No.1.- IOP Publishing.- 2022.  
DOI: [10.1088/1742-6596/2286/1/012010](https://doi.org/10.1088/1742-6596/2286/1/012010)
  24. Prema, V. et al. Critical review of data, models and performance metrics for wind and solar power forecast.- *IEEE Access*.-2021/-Vol.10 - pp. 667-688. DOI: [10.1109/ACCESS.2021.3137419](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3137419)
-



---

25. Mashlakov Aleksei, et al. Assessing the performance of deep learning models for multivariate probabilistic energy forecasting.-AppliedEnergy.-2021.-Vol.285:116405.

DOI: 10.1016/j.apenergy.2020.116405

26. Kychkin Aleksey V. and Georgios C. Chasparis. Feature and model selection for day-ahead electricity-load forecasting in residential buildings.- Energy and Buildings- 2021.- Vol.249 (2): 111200.

DOI:10.1016/j.enbuild.2021.111200

27. Singla Pardeep, Manoj Duhan and Sumit Saroha. A comprehensive review and analysis of solar forecasting techniques.-Frontiers in Energy.- 2022.- Vol.16.Issue 2- pp.187-223

28. Hammad Mahmoud A., et al. Methods and models for electric load forecasting: a comprehensive review.- Logist. Sustain.Transp.-2020.- Vol.11 (1)- pp.51-76

29. Liu Chun-Hung, Jyh-Cherng Gu and Ming-Ta Yang. A simplified LSTM neural networks for one day-ahead solar power forecasting.- 2021.- Ieee Access.-Vol. 9.-pp17174-17195.

DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3053638

30. Ouma, Yashon O., Rodrick Cheruyot and Alice N. Wachera. Rainfall and runoff time-series trend analysis using LSTM recurrent neural network and wavelet neural network with satellite-based meteorological data: case study of Nzoia hydrologic basin.- Complex & Intelligent Systems- 2022.- Vol.8.- pp.213-236

31. [https://data.open-power-system-data.org/weather\\_data/2017-07-05](https://data.open-power-system-data.org/weather_data/2017-07-05) - Date of address 11.12.2023

32. [https://data.open-power-system-data.org/time\\_series/](https://data.open-power-system-data.org/time_series/) Date of address 17.12.2023

#### *Авторлар туралы мәліметтер*

Таганова Г.Ж. - т.ғ. магистрі, Гумилев атындағы Еуразиялық ұлттық университеті, Астана, Қазақстан, және Астана халықаралық университеті оқытушысы, Астана, Қазақстан, e-mail: [guldana.kileuzhanova@gmail.com](mailto:guldana.kileuzhanova@gmail.com);

Тусупов Д.А. -ф-м. ғ. докторы, профессор, Гумилев атындағы Еуразиялық ұлттық университеті, Астана, Қазақстан, email: [tussupov@mail.ru](mailto:tussupov@mail.ru);

Войчик В. - т.ғ. докторы, профессор, Люблин техникалық университет, Люблин, Польша, e-mail: [waldemar.wojcik@pollub.pl](mailto:waldemar.wojcik@pollub.pl);

Абдилдаева А.А. - Ph.D., қауымдастырылған профессор, «Ғұмарбек Дәукеев атындағы Алматы энергетика және байланыс университеті» КЕАҚ, Алматы, Қазақстан, e-mail: [abass\\_81@mail.ru](mailto:abass_81@mail.ru);

Ермек Т.Ж. - а.ж. бакалавры, Халықаралық Ақпараттық Технологиялар Университеті, Алматы, Қазақстан, e-mail: [tolebiermekov@gmail.com](mailto:tolebiermekov@gmail.com)

#### *Information about the authors*

G.Taganova - MS of tech.science, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan and lecturer of Astana International University, Astana, Kazakhstan, e-mail: [guldana.kileuzhanova@gmail.com](mailto:guldana.kileuzhanova@gmail.com)

D.A. Tussupov - Doctor of Physical and Mathematical Sciences, professor, L.N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, e-mail: [tussupov@mail.ru](mailto:tussupov@mail.ru)

V.Voychik - Doctor of Technical Sciences, Lublin Technical University, Lublin, Poland, e-mail: [waldemar.wojcik@pollub.pl](mailto:waldemar.wojcik@pollub.pl)

A.A. Abdildaeva - Ph.D., associated professor, <sup>4</sup>Almaty University of Power Engineering and Telecommunications named after GumarbekDaukeyev, Almaty, Kazakhstan, e-mail: [abass\\_81@mail.ru](mailto:abass_81@mail.ru)

T.Zh.Yermek - BS of information technology, International University of Information Technology, Almaty, Kazakhstan, e-mail: [tolebiermekov@gmail.com](mailto:tolebiermekov@gmail.com)