

А.ГЕЧМЕЗ¹, Ж.КАЛИМБЕТОВА², Ч.ГЕНЧЕР³, А.СЕВИНЧ⁴

¹Университет Фырат, Институт наук, Программа «Технология электротехники и электроники», Элязыг, Турция
E-mail: aytengeczmez@gmail.co

^{2,3}Международный казахско-турецкий университет имени Х. Ахмета Ясауи, г. Туркестан, Казахстан
E-mail: zhansaya.kalimbetova@ayu.edu.kz*, cetin.gencer@ayu.edu.kz

⁴Университет Диджле, Профессиональная школа Сильван, Отделение компьютерных технологий, Диарбакыр, Турция
E-mail: aynur.sevinc@dicle.edu.tr

ОЦЕНКА ПРОИЗВОДСТВА ВЕТРОВОЙ ЭНЕРГИИ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И АДАПТИВНОЙ НЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ НА ОСНОВЕ СЕТИ (ANFIS)

Аннотация. Ветровая энергия представляет собой чистое и эффективное решение для производства электроэнергии. Разработка приложений в области ветроэнергетики требует тщательного анализа ветровых характеристик и точного прогнозирования энергии ветра на исследуемой площадке. В данном исследовании была оценена генерация ветровой энергии как вида возобновляемой энергии. Для оценки данных о производстве энергии учитывались геологические и метеорологические данные ветропарка в Адьямане. Для проведения этой оценки использовались прямые сети с обратным распространением ошибки (feedforward backpropagation) и адаптивная нечеткая система на основе сети (ANFIS), благодаря их успешному прогнозированию линейных и нелинейных моделей, как одного из применений искусственного интеллекта. В исследовании было установлено, что оцененное значение производства энергии (МВт·ч) довольно близко к фактическим данным о выработке. В будущих исследованиях по прогнозированию приложения искусственного интеллекта могут успешно использоваться в качестве замены традиционным методам.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, ветровая энергия, прогнозирование производства, моделирование.

А.ГЕЧМЕЗ¹, Ж.КАЛИМБЕТОВА², Ч.ГЕНЧЕР³, А.СЕВИНЧ⁴

¹Фырат университеті, Ғылым институты, Электр және электроника инженериясы технологиясы бағдарламасы, Элязыг, Туркия
E-mail: aytengeczmez@gmail.com

^{2,3}Қожа Ахмет Ясауи атындағы Халықаралық қазақ-түрік университеті, Түркістан қ., Қазақстан
E-mail: zhansaya.kalimbetova@ayu.edu.kz*, cetin.gencer@ayu.edu.kz

⁴Диджле университеті, Сильван кәсіптік мектебі, Компьютерлік технологиялар бөлімі, Диарбакыр, Туркия
E-mail: aynur.sevinc@dicle.edu.tr

ЖАСАНДЫ НЕЙРЛІК ЖЕЛІЛЕРДІ ЖӘНЕ АДАПТИВТІ АНЫҚ ЕМЕС ЖЕЛІЛЕРДІ (ANFIS) ПАЙДАЛАНА ОТЫРЫП, ЖЕЛ ЭНЕРГИЯСЫН ӨНДІРУДІ БАҒАЛАУ.

Аңдатпа. Жел энергиясы электр энергиясын өндірудің экологиялық таза әрі тиімді тәсілдерінің бірі болып табылады. Жел энергетикасын дамыту үшін жел режимдерін терең

талдау және белгілі бір аймақтағы жел энергиясының потенциалын дәл болжау қажет. Бұл зерттеуде жаңартылатын энергия көздерінің бірі ретінде жел энергиясын өндіру көлемі бағаланды. Адыаман аймағындағы жел электр станциясының (ЖЭС) өндіріс деректерін болжау үшін геологиялық және метеорологиялық мәліметтер пайдаланылды. Болжау жүргізу үшін жасанды интеллект әдістерінің бірі ретінде кері таралу алгоритмі бар көпқабатты жасанды нейрондық желі (ANN) және бейімделген нейро-бұлыңғыр қорытынды жүйесі (ANFIS) қолданылды. Бұл әдістер сызықтық және сызықтық емес модельдерді болжауда жоғары нәтижелер көрсететіндігімен ерекшеленеді. Зерттеу нәтижелері бойынша болжанған энергия өндіру көлемі (МВт·сағ) нақты өндіріс мәндеріне өте жақын екені анықталды. Болашақтағы болжау зерттеулерінде жасанды интеллект әдістері дәстүрлі әдістерге тиімді балама ретінде қолданылуы мүмкін.

Кілт сөздер: жасанды нейрондық желілер, жел энергиясы, өндірісті болжау, модельдеу.

A. GEÇMEZ¹, ZH.KALIMBETOVA², Ç.GENÇER³, A.SEVINÇ⁴

¹*Department of Electrical and Electronics Engineering Technology Program, Institute of Science, Firat University, Elazığ, Türkiye*
E-mail: aytengemez@gmail.com

^{2,3}*Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, Ahmet Yesevi University, Kentau City, Turkestan*

E-mail: zhansaya.kalimbetova@ayu.edu.kz*, cetin.gencer@ayu.edu.kz

⁴*Department of Computer Technologies, Silvan Vocational School, Dicle University, Diyarbakır, Türkiye*

E-mail: aynur.sevinc@dicle.edu.tr

ESTIMATION OF WIND ENERGY PRODUCTION BY ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND ADAPTIVE NETWORK BASED FUZZY INFERENCE SYSTEM

Abstract. Wind power provides a clean and feasible solution to generate electricity. The development of wind power applications requires a deep analysis of wind profiles and an accurate prediction of wind energy at a study site. This study estimated generation of wind energy as a sort of renewable energy. The geological and meteorological data of a wind power plant were taken into account to estimate the production data (RES) in Adıyaman. To conduct this estimation, the feedforward backpropagation artificial neural network (ANN) and Adaptive Network Based Fuzzy Inference System (ANFIS), and were used because of its successful prediction of linear-nonlinear models, as one of the applications of artificial intelligence. In the study, it was observed that the estimated production value of energy production (MWh) was rather close to actual values of energy production. In future studies on prediction, artificial intelligence applications can be employed successfully as a substitute of traditional methods.

Keywords: Artificial Neural Networks, Wind Energy, Estimation of Production, Modeling

Введение

Оценка потенциала ветровой энергии имеет большое значение для поддержания баланса между спросом и предложением, а также для планирования работы энергетических систем. Переоценка спроса на электроэнергию приводит к чрезмерному использованию резервов или к запуску слишком большого числа энергоблоков. Это вызывает значительные потери и создает риски при организации работы энергетических систем. В то же время недооценка потребления электроэнергии может не удовлетворить фактический спрос и привести к недостаточности резервов, что препятствует эффективной работе системы. Оценка нагрузки возобновляемых источников энергии имеет существенное значение для стабильной работы систем передачи электроэнергии (Akman, Yılmaz, & Sönmez, 2018).

Сегодня, вместе с влиянием глобализации, можно отметить переход от традиционного

понимания развития к концепции устойчивого развития. Для достижения устойчивого развития возобновляемая энергия может играть важную роль в удовлетворении потребности в энергии как в промышленности, так и на локальном уровне (Bader, Inguva, & Perot, 2018). Страны, способные обеспечить устойчивые источники энергии, смогут развиваться независимо от других стран и даже создадут важный этап в развитии своей экономики, экспортируя энергию в другие страны. Неустойчивость ископаемых видов топлива и их значительный вред для окружающей среды делают их серьезной угрозой, что повышает ценность возобновляемых источников энергии.

Возобновляемые источники энергии включают солнечную энергию, ветровую энергию, геотермальную энергию, гидроэнергию, водородную энергию и термоядерную энергию. Их также можно рассматривать как альтернативные источники энергии (Ervural, Ervural, & Evren, 2016). Чтобы удовлетворить постоянно растущий спрос на энергию, крайне важно открывать альтернативные источники энергии (Maouedj et al., 2015, Ann Rufus et al., 2019). Возобновляемые источники полностью несовместимы с невозобновляемыми, такими как природный газ и ядерное топливо (Al-Janabi, Alkaim, & Adel, 2020). Среди всех существующих возобновляемых источников энергии наибольшей популярностью и широким применением пользуется ветровая энергия благодаря минимальным инвестициям, отсутствию загрязнения, безопасной эксплуатации и короткому сроку запуска (Rajasingam, Rasi, & Deera, 2019). Более того, ветровая и солнечная энергия считаются самыми быстро развивающимися источниками, оказывающими значительное влияние на устойчивое развитие стран.

Производство электроэнергии из ветра осуществляется путем преобразования кинетической энергии, возникающей при вращении лопастей турбины под воздействием воздушных потоков, в электрическую энергию в генераторах. Энергия ветра зависит от куба скорости ветра, площади лопастей турбины и плотности воздуха. При удвоении скорости ветра потенциальная энергия ветра увеличивается в восемь раз (Yavuz & Özbay, 2020). Использование ветровой энергии имеет несколько преимуществ, среди которых возобновляемость, беспроблемная передача и отсутствие необходимости в применении высокотехнологичного оборудования. Кроме того, эти источники энергии доступны в изобилии, не наносят вреда атмосфере и окружающей среде. До существования солнца и Земли энергия ветра будет постоянно присутствовать, и необходимо использовать технологии для её эксплуатации. С помощью ветровых турбин этот процесс превращения энергии ветра в электричество может быть осуществлен (Ilkilic & Aydin, 2015, Ilkilic, Aydin, & Behçet, 2011). Одной из таких технологий является возможность контроля мощности ветра с помощью ветровых турбин (Lebkowski, 2020). Электроэнергия генерируется этими турбинами за счет кинетической энергии ветра. Большинство развивающихся и развитых стран поддерживают производство электроэнергии с помощью ветровой энергии в рамках государственных программ и контролируют эти процессы на каждом этапе (Şenel & Koç, 2015).

Согласно отчету о установленной мощности TEİAİŞ (Турецкая акционерная компания по передаче электроэнергии) за апрель 2025 года в Турции, распределение источников энергии для производства электроэнергии включает: 31,54% гидроэнергии, 25,30% природного газа, 9,89% угля, 10,88% ветра, 8,08% солнечной энергии, 1,68% геотермальной энергии, 1,74% биомассы, 10,14% бурого угля и 0,74% других ресурсов. Распределение установленной мощности (МВт) по источникам представлено на рисунке 1 (TEİAİŞ, 2022).

В данном исследовании была выполнена оценка производства ветровой энергии в городе Адьяман. Особая мотивация исследования связана с проведением регионального прогнозирования, поскольку это менее изученная, но необходимая область применения. Для оценки ветровой энергии на ветровой электростанции (ВЭС) в провинции Адьяман были применены методы искусственного интеллекта — искусственная нейронная сеть (ANN) и адаптивная нечеткая система вывода на основе сети (ANFIS).

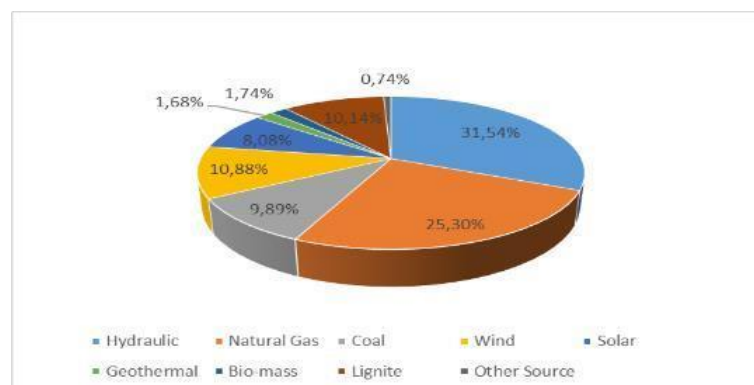


Рисунок 1. Согласно отчету TEİAŞ (Турецкая акционерная компания по передаче электроэнергии) за апрель 2025 года, распределение установленной мощности по источникам (МВт)

Остальная часть статьи организована следующим образом. В разделе 2 представлен обзор литературы. В разделе 3 приводится информация о ветровой электростанции, а также описываются используемые методы искусственного интеллекта. В разделе 4 представлены моделирование и метод оценки и прогнозирования эффективной скорости ветра на основе ANN и ANFIS. В разделе 5 подводятся итоги исследования и обсуждаются результаты, полученные с использованием двух методов.

Обзор литературы

При рассмотрении исследований, проведённых в Турции, были получены следующие результаты.

В исследовании, выполненном Гёргелем и Кавлаком (Görgel & Kavlak, 2020), была проведена оценка производства энергии на основе ежедневных и десятиминутных данных ветровой турбины, расположенной в регионе Измир–Урла, за один год. В работе использовался гибридный метод под названием CNN-LSTM, основанный на методах сверточной нейронной сети (CNN) и долгой краткосрочной памяти (LSTM). С использованием разработанного метода среднеквадратичная ошибка (MSE) составила 1,17.

В исследовании, проведённом Шенолом и Мусаевым (Şenol & Musayev, 2017), была создана модель искусственной нейронной сети (ANN) на основе различных ветровых турбин и выполнена оценка производства электроэнергии из ветровой энергии.

В исследовании Кайи и соавторов (Kaya, Caner, & Oğuz, 2016) была предпринята попытка оценить потенциал ветровой энергии в провинции Кастамону путем создания двух различных моделей с использованием данных различных ветровых турбин. С применением методов искусственных нейронных сетей (ANN) и адаптивных нейро-нечетких систем вывода (ANFIS) были оценены максимальные значения мощности, которые могут быть получены в зависимости от типа используемых турбин.

В исследовании Доганджи и соавторов (Doğancı, Ertürk, Özsunar, & Arcaklioğlu, 2016) оценка ветровой энергии проводилась на основе выборочных данных из провинций и районов Центрального и Западного Причерноморья. При использовании метода ANN было установлено, что рассчитанные прогнозные значения для Бафры, Инеболу, Зонгулдака и Карабюка, полученные с использованием различных комбинаций параметров (таких как тип алгоритма, функция активации, функция обучения, количество слоев и число нейронов), согласуются с фактическими значениями.

В исследовании Кылыча и Арабаджи (Kılıç & Arabacı, 2015) будущие значения скорости ветра в провинции Бурдур были оценены с использованием метода ANN. В результате расчетов на основе данных, полученных от Турецкого метеорологического института, было сделано заключение, что метод ANN может быть подходящим для проведения подобных анализов.

Вклад данного исследования в научную литературу:

- В научной литературе не обнаружено исследований, в которых методы ANN и ANFIS применялись бы совместно для оценки производства ветровой энергии. В нашем исследовании эти два метода используются вместе.
- В обоих методах удалось успешно достичь сходимости с фактическими значениями производства энергии.
- В наших двух методах используются новые наборы данных, основанные на данных реальной системы, а не готовые стандартные наборы данных.

Материалы и методы

В данном исследовании использовались данные о производстве энергии ветровой электростанции, расположенной в Юго-Восточном Анатолийском регионе, в районе Сынджик провинции Адияман, за период 60 месяцев (январь 2019 – декабрь 2024 гг.). При анализе учитывались геологические и метеорологические данные, такие как скорость ветра, высота, среднемесячные значения, максимальная скорость ветра, долгота и широта. Все метеорологические условия, геологическая информация и данные о производстве ветровой электростанции (ВЭС) были получены непосредственно с самой станции.

Модель, используемая в исследовании, основана на методах искусственных нейронных сетей (ANN) и Long/Short Term Memory (LSTM). Моделирование и расчёты выполнялись с использованием программного обеспечения MATLAB (версии 2020a и R2018).

Ветровая электростанция расположена в пределах района Сынджик провинции Адияман. Станция представляет собой проект по производству электроэнергии на основе ветровой энергии и была впервые лицензирована Управлением по регулированию энергетического рынка Турции (EMRA) для производства электроэнергии.

Электростанция состоит из 11 ветровых турбин и подключена к системе TETC через подстанцию Sincik Basin TM 154 кВ. Установленная мощность станции составляет 27,5 МВт. Станция была введена в эксплуатацию в январе 2014 года.

В таблице 1 представлена информация о долготе, широте и высоте расположения 11 турбин.

Таблица 1. Информация о долготе, широте и высоте расположения турбин.

Название ветровой турбины	Широта			Долгота			Центральный меридиан зоны (UTM) (6 градусов)	Высота от земли или от крыши здания	Уровень земли (высота над уровнем моря)
	Градус	Минут	Секунд	Градус	Минут	Секунд			
WTG1	38	2	54.9937	38	34	36.8354	39.0	80 meters	1445 meters
WTG2	38	2	56.9468	38	34	58.2233	39.0	80 meters	1445 meters
WTG3	38	3	4.8370	38	35	16.9945	39.0	80 meters	1465 meters
WTG4	38	3	2.1263	38	35	24.1943	39.0	80 meters	1480 meters
WTG5	38	3	8.0896	38	36	7.5548	39.0	80 meters	1520 meters
WTG6	38	3	6.5565	38	36	17.0748	39.0	80 meters	1515 meters
WTG7	38	3	2.7745	38	36	29.0620	39.0	80 meters	1565 meters
WTG8	38	3	3.1331	38	36	39.5216	39.0	80 meters	1595 meters
WTG9	38	3	2.8683	38	36	51.8234	39.0	80 meters	1595 meters
WTG10	38	3	0.8863	38	37	4.9014	39.0	80 meters	1590 meters
WTG11	38	2	57.2582	38	37	16.2021	39.0	80 meters	1625 meters

Искусственные нейронные сети (ANN)

ANN (Artificial Neural Network) — это вычислительная система, разработанная по аналогии со структурой биологических нейронных клеток и их способностью к обучению

(Şengür, Türkoğlu, & İnce, 2005, Principe, Euliano, & Lefebvre, 2000). Процесс обучения в таких системах осуществляется с использованием примеров или выборок (Öztemel, 2003). Искусственные нейронные сети широко применяются в инженерии, особенно с развитием информационных технологий, и часто используются в машинном обучении. Они создавались по вдохновению от структуры человеческого мозга на основе минимизации ошибок и распознавания шаблонов.

Такая модель искусственной нейронной сети обучалась и развивалась, адаптируя модель обучения Хебба. Модель многослойного перцептрона, разработанная в 1980-х годах, успешно решала задачи классификации, особенно с использованием алгоритма обучения обратного распространения ошибки (backpropagation), что открыло новую эру в развитии ANN (Uğuz, 2019, Geçmez & Gençer, 2021).

Искусственные нейронные клетки, используемые в ANN, включают пять основных компонентов: веса (w_i), входные значения (x_i), суммарная функция, выход и функцию активации. Входные значения умножаются на соответствующие веса для получения новых значений, к которым прибавляется пороговое значение. Выход можно получить, обработав результат через функцию активации.

Способность к обучению искусственного нейрона заключается в корректной настройке значений весов согласно выбранному алгоритму обучения (Elmas, 2003, Şahan & Okur, 2016). Модель ANN, содержащая достаточное количество нейронов во внутренних слоях, может моделировать различные типы нелинейных функций (Fausett, 1994).

Адаптивная нечеткая система на основе сети (ANFIS)

В структуре ANFIS используются как нечеткая логика, так и искусственные нейронные сети (ANN). ANFIS представляет собой сетевую модель нечеткой системы типа Сугено с возможностями нейронного обучения.

Что касается структуры, ANFIS включает пары вход-выход и правила вида «если–то» в нечеткой системе вывода. При обучении системы применяются алгоритмы обучения искусственной нейронной сети.

Если обозначить z как выход, а x и y — как входы, базовая структура правила может быть записана так:

Если x A_i и y B_i , то $f_i = p_i \cdot x + q_i \cdot y + r_i$

Здесь p и q — линейные параметры выхода. Переменные A_i и B_i используются в модели для представления вербальных переменных на первом слое. Значения A_i и B_i удаляются из слоя с функцией принадлежности, принимая их степени принадлежности: $\mu_{A_i}(x)$, $\mu_{B_i}(y)$.

Во втором слое входные значения умножаются друг на друга и подаются на узел:

$$w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(y) \quad i=1,2,3,\dots,9 \quad (1)$$

Процесс нормализации в третьем слое выполняется следующим образом:

$$\bar{w}_i = w_i / \sum w_i \quad i=1,2,3,\dots,9 \quad (2)$$

Модель Такуги–Сугено–Канга применяется после четвертого слоя. В этом слое каждый нормализованный вес умножается на соответствующую функцию выхода:

$$\bar{w}_i * f_i = w_i * (p_i x + q_i y + r_i) \quad (3)$$

Здесь линейные переменные r_i , p_i , и q_i известны как параметры результата.

Пятый слой отвечает за вычисление численного значения выхода ANFIS путем суммирования выходов четвертого слоя:

$$\text{Total Output} = \sum w_i f_i / \sum w_i \quad (4)$$

В данном исследовании ежемесячные максимальные скорости ветра, значения производства, широта, среднемесячная скорость ветра, высота и долгота для 11 турбин ВЭС были записаны в программном обеспечении Excel, всего 660 строк, 6 столбцов и 3960 значений данных. Часть этих данных представлена в Таблице 2.

Таблица 2. Некоторые значения производства, среднемесячной и максимальной скорости ветра, широты, долготы и высоты для 11 турбин

Название ветровой турбины	Дата	Производство ВЭС (МВт·ч)	Среднемесячная скорость ветра	Максимальная скорость ветра за месяц	Широта	Долгота	Высота
WTG1	Jan 2018	225,638	5,2	44,1	38,2	38,34	1445
	Feb 2018	186,212	4,7	43,6	38,2	38,34	1445
	Mar 2018	179,167	4,1	4,5	38,2	38,34	1445
	Apr 2018	183,694	4,7	40,2	38,2	38,34	1445
	May 2018	258,755	5,5	41,2	38,2	38,34	1445
	Jun 2018	235,813	5,7	50	38,2	38,34	1445
	Jul 2018	389	6,8	26,9	38,2	38,34	1445
	Aug 2018	218,572	5,4	28,5	38,2	38,34	1445
	Sep 2018	76,36	4,1	2,3	38,2	38,34	1445
	Oct 2018	128,251	2,9	41,1	38,2	38,34	1445
	Nov 2018	249,324	5,4	30,3	38,2	38,34	1445
	Dec 2018	407,661	7	40,1	38,2	38,34	1445
							
WTG11	Jan 2024	387,965	5,07	50	38,2	38,37	1625
	Feb 2024	228,499	4,37	39,96	38,2	38,37	1625
	Mar 2024	397,695	5,51	50	38,2	38,37	1625
	Apr 2024	189,925	4,22	50	38,2	38,37	1625
	May 2024	285,015	5,1	22,79	38,2	38,37	1625
	Jun 2024	271,923	5,34	32,34	38,2	38,37	1625
	Jul 2024	578,633	7,45	35,04	38,2	38,37	1625
	Aug 2024	531,061	7,15	35,26	38,2	38,37	1625
	Sep 2024	429,446	6,54	38,98	38,2	38,37	1625
	Oct 2024	187,49	4,32	34,71	38,2	38,37	1625
	Nov 2024	105,656	3,45	43,99	38,2	38,37	1625
	Dec 2024	322,465	5,32	42,45	38,2	38,37	1625

Для масштабирования всех данных в диапазоне от 0 до 1 применялся метод максимум–минимум нормализации по формуле:

$$x_n = \frac{x_0 - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (5)$$

где x_0 и x_n — исходные и нормализованные данные соответственно, а x_{min} и x_{max} — минимальные и максимальные значения данных (Görgel & Kavlak, 2020).

Некоторые значения, полученные после нормализации, приведены в Таблице 3.

Таблица 3. Некоторые нормализованные значения производства, среднемесячной и максимальной скорости ветра, широты, долготы и высоты для 11 турбин

Название ветровой турбины	Дата	Производство ВЭС (МВт·ч)	Среднемесячная скорость ветра	Максимальная скорость ветра за месяц	Широта	Долгота	Высота
WTG1	Jan 2015	0,336844525	0,505494505	0,876310273	0	0	0
	Feb 2015	0,277987275	0,395604396	0,865828092	0	0	0
	Mar 2015	0,267470121	0,263736264	0,046121593	0	0	0
	Apr 2015	0,274228269	0,395604396	0,794549266	0	0	0
	May 2015	0,386283362	0,571428571	0,815513627	0	0	0
	Jun 2015	0,352034312	0,615384615	1	0	0	0
	Jul 2015	0,580720093	0,857142857	0,51572327	0	0	0
	Aug 2015	0,326296021	0,549450549	0,549266247	0	0	0
	Sep 2015	0,113994309	0,263736264	0	0	0	0
	Oct 2015	0,191459981	0	0,813417191	0	0	0
	Nov 2015	0,372204258	0,549450549	0,587002096	0	0	0
	Dec 2015	0,608578236	0,901098901	0,79245283	0	0	0
							
WTG11	Jan 2025	0,409099489	0,380701754	1	0	1	1
	Feb 2025	0,240946539	0,257894737	0,78951782	0	1	1
	Mar 2025	0,419359533	0,457894737	1	0	1	1
	Apr 2025	0,200271211	0,231578947	1	0	1	1
	May 2025	0,300541262	0,385964912	0,429559748	0	1	1
	Jun 2025	0,286736072	0,428070175	0,629769392	0	1	1
	Jul 2025	0,610154175	0,798245614	0,686373166	0	1	1
	Aug 2025	0,559990678	0,745614035	0,690985325	0	1	1
	Sep 2025	0,452840176	0,638596491	0,768972746	0	1	1
	Oct 2025	0,197703564	0,249122807	0,679454927	0	1	1
	Nov 2025	0,111411637	0,096491228	0,874004193	0	1	1
	Dec 2025	0,34003136	0,424561404	0,841719078	0	1	1

Результаты

После создания модели ANN для прогнозирования потенциального производства ветровой энергии были начаты процессы обучения и тестирования. В моделях ANFIS, ANN и LSTM для прогнозирования производственных данных ветровой электростанции (ВЭС) использовались пять метеорологических и географических параметров: максимальная скорость ветра, долгота, широта, среднемесячная скорость ветра и высота.

В ходе исследования была предпринята попытка определить лучшую модель путем изменения параметров ANN, таких как количество нейронов в скрытом слое, функция передачи скрытого слоя, выходная функция и функция обучения. Модель ANN была разработана с использованием алгоритма обратного распространения ошибки Левенберга–Марквардта (trainlm), функции обучения Learngdm для обучающего набора данных и тангенциальной сигмоидальной функции (tansig) в качестве функции активации.

В данном исследовании для обучения модели ANN было выполнено 1000 итераций. В результате было получено значение градиента $1e-7$ при нулевой ошибке.

Для оценки результатов использовались два показателя: среднеквадратичная ошибка (MSE) и коэффициент корреляции (R). Коэффициент корреляции показывает связь между фактическим значением производства энергии и прогнозируемым значением производства [27]. Значение R^2 может варьироваться от 0 до 1. Чем ближе это значение к 1, тем сильнее связь между прогнозируемыми значениями модели и фактическими значениями производства

ВЭС. Кроме того, значения R^2 , близкие к 1, указывают на более высокую чувствительность модели (Kalogirou, 2000).

Параметры обучения и интерфейс ANN в MATLAB представлены на рисунке 2.

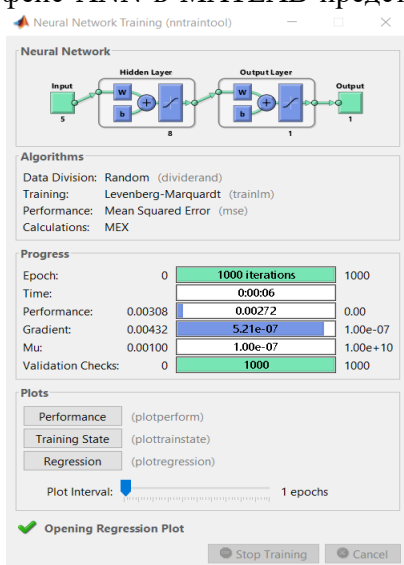


Рисунок 2. Интерфейс ANN в MATLAB при обучении на данных

Для определения эффективности процесса моделирования были сопоставлены прогнозируемые значения ANN и фактические значения производства энергии. Эти результаты представлены с использованием обучающих, валидационных и тестовых данных, а также регрессионных кривых для всех данных на рисунке 3.

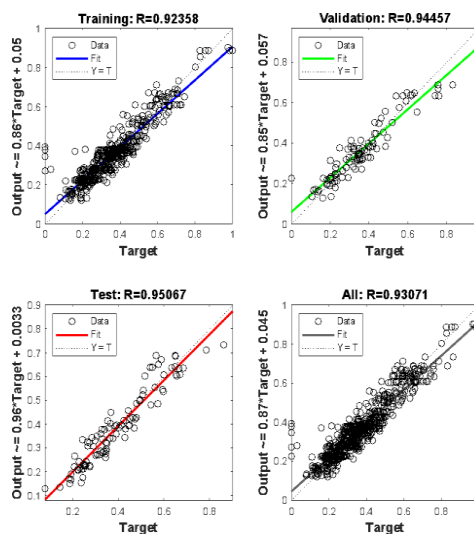


Рисунок 3. Регрессионные кривые результатов для валидационных, обучающих, тестовых и всех данных.

При анализе результатов было установлено, что значения регрессии для всех данных близки к 1. Следовательно, выходные значения модели ANN оказались достаточно близкими к фактическим значениям.

Для оценки эффективности предложенного метода среднеквадратичная ошибка (MSE) составила 0,00308.

Для определения эффективности модели ANFIS параметры нескольких модельных испытаний были изменены с целью нахождения наилучшей модели. В качестве функции принадлежности была выбрана функция Trimf. Набор данных был разделён следующим

образом: 20% для тестирования и 80% для обучения.

Для оптимизационной модели с обратным распространением ошибки допуск ошибки был установлен равным 0, а количество итераций — 1000.

Основные параметры модели следующие:

- количество линейных параметров — 243,
- количество узлов — 524,
- количество нелинейных параметров — 60,
- количество обучающих пар данных — 330,
- общее количество параметров — 303,
- количество нечетких правил — 243,
- количество проверочных (тестовых) пар данных — 132.

На рисунке 4 представлена использованная модель ANFIS. На рисунке 5 показаны прогнозные данные, полученные с помощью ANFIS.

Среднеквадратичная ошибка (MSE) в результате итераций составила 0,00321.

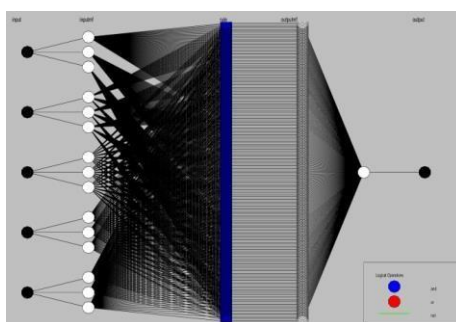


Рисунок 4. Структура сети, созданная с использованием ANFIS

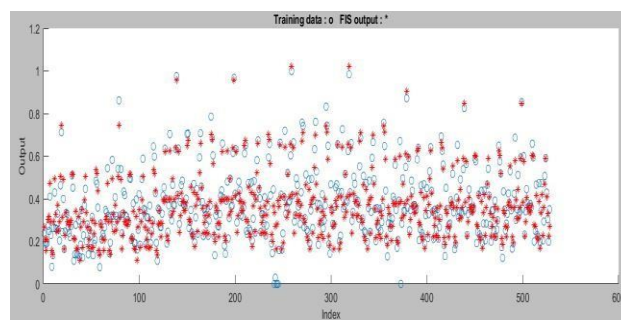


Рисунок 5. Прогнозные данные, полученные с помощью ANFIS

Эффективность обученных моделей ANN и ANFIS, полученная в результате этих процессов, может быть проверена путем сравнения фактических данных производства энергии ветровых турбин №11 и №3, №5 с прогнозными данными, полученными с помощью ANFIS и ANN, которые представлены в таблице 4.

Таблица 4. Сравнение фактических значений, полученных с некоторых турбин, с прогнозируемыми значениями и показателями ошибок, рассчитанными с использованием методов ANFIS и ANN.

Name of the Wind Turbine	Date	Actual Production Norm.	ANN Production Norm.	ANFIS Production Norm.	ANN MSE	ANFIS MSE
WTG5	Jun 2024	0,4898628	0,420198748	0,4534	0,00485308	0,001329536
	Feb 2024	0,19282029	0,205585912	0,1441	0,000162961	0,002373667
	Mar.2024	0,34527527	0,33629809	0,3786	8,06E-05	0,001110538

	Apr 2024	0,49309266	0,403705969	0,4007	0,00798998	0,008536404
	May.2024	0,26264342	0,24127208	0,241	0,000456734	0,000468438
	June 2024	0,39268342	0,368899107	0,4073	0,000565693	0,000213644
	July 2024	0,63292451	0,520056779	0,5341	0,012739125	0,009766284
	Aug 2024	0,76118456	0,626772924	0,7026	0,018066487	0,00343215
	Sep 2024	0,52868964	0,434462484	0,43	0,008878756	0,009739644
	Oct 2024	0,37619143	0,356057718	0,3539	0,000405366	0,000496908
	Nov 2024	0,18450259	0,209252971	0,2299	0,000612581	0,002060925
	Dec 2024	0,37398968	0,278319403	0,2529	0,009152802	0,014662711
WTG8	Jun 2025	0,34622008	0,32043843	0,3133	0,000664693	0,001083732
	Feb 2025	0,25106845	0,23484502	0,2225	0,0002632	0,000816156
	Mar.2025	0,3909119	0,35317085	0,3501	0,001424387	0,001665611
	Apr 2025	0,22091889	0,22261868	0,2684	2,89E-06	0,002254456
	May.2025	0,25558793	0,30174078	0,3186	0,002130086	0,003970521
	June 2025	0,29960383	0,37271795	0,3505	0,005345675	0,00259042
	July 2025	0,64887872	0,6869046	0,6311	0,001445968	0,000316083
	Aug 2025	0,57574348	0,6503646	0,6707	0,005568312	0,009016741
	Sep 2025	0,51868161	0,55502381	0,5473	0,001320756	0,000819012
	Oct 2025	0,17381759	0,22162747	0,2375	0,002285785	0,004055449
	Nov 2025	0,12280313	0,16979711	0,1838	0,002208434	0,003720618
	Dec 2025	0,43429512	0,36720973	0,3286	0,00450045	0,011171458
WTG11	Jun 2025	0,40909949	0,341855891	0,3218	0,004521701	0,007621201
	Feb 2025	0,24094654	0,226840806	0,2069	0,000198972	0,001159167
	Mar.2025	0,41935953	0,394163433	0,3715	0,000634843	0,002290535
	Apr 2025	0,20027121	0,20074522	0,1887	2,25E-07	0,000133893
	May.2025	0,30054126	0,271049927	0,2864	0,000869739	0,000199975
	June 2025	0,28673607	0,351123435	0,2978	0,004145733	0,00012241
	July 2025	0,61015418	0,583018846	0,5813	0,000736326	0,000832563
	Aug 2025	0,55999068	0,546947947	0,5369	0,000170113	0,000533179
	Sep 2025	0,45284018	0,431744145	0,4105	0,000445043	0,001792691
	Nov 2025	0,19770356	0,217932469	0,2341	0,000409209	0,001324701
	Nov 2025	0,11141164	0,179027172	0,1952	0,004571861	0,00702049
	Dec 2025	0,34003136	0,331095382	0,3612	7,99E-05	0,000448111
					ANN	ANFIS
				MSE:	0,00278998	0,00321943

Заклучение

Целью данного исследования было прогнозирование показателей производства ветровой электростанции с установленной мощностью 27,5 МВт, расположенной в районе Сынджик провинции Адыаман. После разработки моделей ANN и ANFIS для оценки потенциала ветровой энергии были начаты этапы обучения и тестирования.

В моделях использовались пять метеорологических и географических параметров: среднемесячная скорость ветра, долгота, максимальная скорость ветра за месяц, высота и широта для прогнозирования производственных данных ВЭС.

Для оценки результатов тестирования было установлено, что прогнозные значения, полученные моделями, оказались согласованными и надежными. При сравнении фактических и прогнозируемых значений модели ANN регрессионные значения всех данных, включая обучающие и валидационные данные, были близки к 1. Близость этих значений к 1 свидетельствует о успешности разработанной модели.

Значение MSE при оценке с использованием ANN составило 0,00271, а при использовании ANFIS — 0,00321. При сравнении показателей ошибок ANFIS показала немного лучшие результаты, чем ANN, при этом разница была незначительной.

Метод, использованный в данном исследовании, может быть применён для прогнозирования производственных данных других электростанций или географических локаций, генерирующих различные типы энергии.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Akman, T., Yılmaz, C., & Sönmez, Y. (2018). Анализ методов прогнозирования электроэнергии. *Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 4(3), 168–175. <https://doi.org/10.30855/GJES.2018.04.03.003>
- Bader, S. H., Inguva, V., & Perot, J. B. (2018). Повышение эффективности ветропарков с помощью управления вихрями. *Wind Energy*, 21(5), 1–15.
- Ervural, B. Ç., Ervural, B., & Evren, R. (2016). Применение оптимизации в энергетике: обзор литературы. *Ege Academic Review*, 16.
- Maouedj, R., Mammeri, A., Draou, M., & Benyoucef, B. (2015). Техничко-экономический анализ автономной гибридной фотоэлектрической-ветровой системы для электрификации дома в регионе Адпар. *Energy Procedia*, 74, 1192–1204. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.762>
- Ann Rufus, A., & Kalaivani, L. (2019). Контроллер GOA–RNN для автономной гибридной фотоэлектрической/ветровой насосной системы. *Soft Computing*, 23, 12255–12276. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04224-8>
- Al-Janabi, S., Alkaim, A. F., & Adel, Z. (2020). Инновационный синтез методов глубокого обучения (DCapsNet & DCOM) для производства электроэнергии из ветра. *Soft Computing*, 24, 10943–10962. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-04905-9>
- Rajasingam, N., Rasi, D., & Deepa, S. N. (2019). Оптимизированная модель глубокой нейронной сети для системы преобразования энергии ветра с двухобмоточным индукционным генератором. *Soft Computing*, 23, 8453–8470. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-03947-y>
- Yavuz, İ., & Özbay, H. (2020). Процессы установки и обслуживания ветровых турбин: пример Бандырмы. *Mühendislik Bilimleri ve Araştırmaları Dergisi*, 2(2), 58–68. <https://doi.org/10.46387/bjesr.800527>
- İlkılıç, C., & Aydın, H. (2015). Потенциал ветровой энергии и её использование в прибрежных регионах Турции. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 44, 78–86.
- İlkilic, C., Aydın, H., & Behçet, R. (2011). Текущее состояние ветровой энергетики в Турции и мире. *Energy Policy*, 39, 961–967.
- Lebkowski, A. (2020). Анализ использования электрических приводов для судов обслуживания оффшорных ветропарков. *Energies*, 13(6), 1466. <https://doi.org/10.3390/en13061466>
- Şenel, M. C., & Koç, E. (2015). Состояние ветровой энергетики в мире и Турции — общий обзор. *Mühendis ve Makina*, 56(663), 46–56.
- TEİAŞ. (2022). Отчет об установленной мощности за апрель 2022. <https://www.teias.gov.tr/kurulu-guc-raporlari>
- Görgel, P., & Kavlak, E. (2020). Прогнозирование производства ветровой энергии с использованием CNN и LSTM. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 11(1), 69–80. <https://doi.org/10.24012/dumf.596533>
- Şenol, Ü., & Musayev, Z. (2017). Прогнозирование производства электроэнергии из ветра с использованием искусственных нейронных сетей. *Bilge International Journal of Science and Technology Research*, 1(1), 23–31.
- Kaya, Ü., Caner, M., & Oğuz, Y. (2016). Прогнозирование потенциала производства электроэнергии с использованием моделей ветровых турбин в провинции Кастамону. *Technological Applied Sciences*, 11(3), 65–74.

- Doğancı, Ö., Ertürk, M., Özsunar, A., & Arcaklıoğlu, A. (2016). Исследование прогнозирования ветровой энергии в Центральном и Западном Черноморском регионе. *İleri Teknoloji Bilimleri Dergisi*, 5(1), 153–163.
- Kılıç, B., & Arabacı, E. (2015). Прогнозирование будущих значений скорости ветра в провинции Бурдур методом искусственных нейронных сетей. *Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, спец. выпуск, 45–50.
- Şengür, A., Türkoğlu, İ., & İnce, M. C. (2005). Применение необучаемых нейронных сетей для сегментации изображений. В *IEEE 13. Сигнал обработки и коммуникационные приложения* (с. 271–274). Кайсери.
- Principe, J. C., Euliano, N. R., & Lefebvre, W. C. (2000). *Neural and Adaptive Systems* (1-е изд.). Нью-Йорк: John Wiley & Sons.
- Öztemel, E. (2003). *Искусственные нейронные сети*. Стамбул: Rapatya Yayıncılık.
- Uğuz, S. (2019). *Теоретические аспекты машинного обучения и применения на Python: Школа искусственного интеллекта* (1-е изд.). Анкара: Nobel Yayıncılık.
- Geçmez, A., & Gençer, Ç. (2021). Прогнозирование производства ветровой энергии с использованием ANN и ANFIS. В *IEEE 9th International Conference on Smart Grid (icSmartGrid)* (ID 21201758), 29 июня – 1 июля 2021.
- Elmas, C. (2003). *Искусственные нейронные сети (теория, архитектура, обучение, применение)*. Анкара: SeçkinYayıncılık.
- Şahan, M., & Okur, Y. (2016). Прогнозирование солнечной энергии для региона Средиземного моря с использованием искусственных нейронных сетей на основе метеоданных. *SDU Journal of Science (E-Journal)*, 11(1), 61–67.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications*. Нью-Йорк: Prentice Hall.
- Gök, A. O., Yıldız, C., & Şekelli, M. (2019). Прогнозирование краткосрочного производства солнечной энергии с использованием ANN: пример провинции Кахраманмараш. *Uluslararası Doğu Anadolu Fen Mühendislik ve Tasarım Dergisi*, 1(2), 186–195.
- Kalogirou, S. A. (2000). Применение искусственных нейронных сетей в энергетических системах. *Applied Energy*, 67, 17–35.

REFERENCES

- Akman, T., Yilmaz, C., & Sonmez, Y. (2018). Analiz metodov prognozirovaniya elektroenergii. *Gazi Muhendislik Bilimleri Dergisi*, 4(3), 168–175. <https://doi.org/10.30855/GJES.2018.04.03.003>
- Bader, S. H., Inguva, V., & Perot, J. B. (2018). Povyshenie effektivnosti vetroparkov s pomoshchyu upravleniya vikhryami. *Wind Energy*, 21(5), 1–15.
- Ervural, B. C., Ervural, B., & Evren, R. (2016). Primenenie optimizatsii v energetike: obzor literatury. *Ege Academic Review*, 16.
- Maouedj, R., Mammeri, A., Draou, M., & Benyoucef, B. (2015). Tekhniko-ekonomicheskiy analiz avtonomnoy gibridnoy fotoelektricheskoy-vetrovoy sistemy dlya elektrifikatsii doma v regione Adrar. *Energy Procedia*, 74, 1192–1204. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2015.07.762>
- Ann Rufus, A., & Kalaivani, L. (2019). Kontroller GOA–RNN dlya avtonomnoy gibridnoy fotoelektricheskoy-vetrovoy nasosnoy sistemy. *Soft Computing*, 23, 12255–12276. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04224-8>
- Al-Janabi, S., Alkaim, A. F., & Adel, Z. (2020). Innovatsionnyy sintez metodov glubokogo obucheniya (DCapsNet & DCOM) dlya proizvodstva elektroenergii iz vetra. *Soft Computing*, 24, 10943–10962. <https://doi.org/10.1007/s00500-020-04905-9>
- Rajasingam, N., Rasi, D., & Deepa, S. N. (2019). Optimizirovannaya model glubokoy neyronnoy seti dlya sistemy preobrazovaniya energii vetra s dvukhobmotochnym induktsionnym generatorom. *Soft Computing*, 23, 8453–8470. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-03947-y>

Yavuz, I., & Ozbay, H. (2020). Protsessy ustanovki i obsluzhivaniya vetrovykh turbin: primer Bandyrmy. Muhendislik Bilimleri ve Arastirmalari Dergisi, 2(2), 58–68. <https://doi.org/10.46387/bjesr.800527>

Ilkilic, C., & Aydin, H. (2015). Potentsial vetrovoy energii i ee ispolzovanie v pribrezhnykh regionakh Turtsii. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 44, 78–86.

Ilkilic, C., Aydin, H., & Behcet, R. (2011). Tekushchee sostoyanie vetrovoy energetiki v Turtsii i mire. Energy Policy, 39, 961–967.

Lebkowski, A. (2020). Analiz ispolzovaniya elektricheskikh privodov dlya sudov obsluzhivaniya offshornykh vetroparkov. Energies, 13(6), 1466. <https://doi.org/10.3390/en13061466>

Senel, M. C., & Koc, E. (2015). Sostoyanie vetrovoy energetiki v mire i Turtsii — obshchiy obzor. Muhendis ve Makina, 56(663), 46–56.

TEIAS. (2022). Otchet ob ustanovlennoy moshchnosti za aprel 2022. <https://www.teias.gov.tr/kurulu-guc-raporlari>

Gorgel, P., & Kavlak, E. (2020). Prognozirovaniye proizvodstva vetrovoy energii s ispolzovaniem CNN i LSTM. Dicle Universitesi Muhendislik Fakultesi Muhendislik Dergisi, 11(1), 69–80. <https://doi.org/10.24012/dumf.596533>

Senol, U., & Musayev, Z. (2017). Prognozirovaniye proizvodstva elektroenerгии iz vetra s ispolzovaniem iskusstvennykh neyronnykh setey. Bilge International Journal of Science and Technology Research, 1(1), 23–31.

Kaya, U., Caner, M., & Oguz, Y. (2016). Prognozirovaniye potentsiala proizvodstva elektroenerгии s ispolzovaniem modeley vetrovykh turbin v provintsii Kastamonu. Technological Applied Sciences, 11(3), 65–74.

Doganci, O., Erturk, M., Ozsunar, A., & Arcaklioglu, A. (2016). Issledovanie prognozirovaniya vetrovoy energii v Tsentralnom i Zapadnom Chernomorskom regione. Ileri Teknoloji Bilimleri Dergisi, 5(1), 153–163.

Kilic, B., & Arabaci, E. (2015). Prognozirovaniye budushchikh znacheniy skorosti vetra v provintsii Burdur metodom iskusstvennykh neyronnykh setey. Dumlupinar Universitesi Fen Bilimleri Enstitusu Dergisi, spets. vypusk, 45–50.

Sengur, A., Turkoglu, I., & Ince, M. C. (2005). Primeneniye neobuchaemykh neyronnykh setey dlya segmentatsii izobrazheniy. V IEEE 13. Signal processing and communications applications (s. 271–274). Kayseri.

Principe, J. C., Euliano, N. R., & Lefebvre, W. C. (2000). Neural and Adaptive Systems (1 -e izd.). New York: John Wiley & Sons.

Oztemel, E. (2003). Iskustvennyye neyronnye seti. Istanbul: Papatya Yayinlik.

Uguz, S. (2019). Teoreticheskie aspekty mashinnogo obucheniya i primeneniya na Python: Shkola iskusstvennogo intellekta (1-e izd.). Ankara: Nobel Yayinlik.

Gecmez, A., & Gencer, C. (2021). Prognozirovaniye proizvodstva vetrovoy energii s ispolzovaniem ANN i ANFIS. V IEEE 9th International Conference on Smart Grid (icSmartGrid), 29 iyunya – 1 iyulya 2021.

Elmas, C. (2003). Iskustvennyye neyronnye seti (teoriya, arkhitektura, obucheniye, primeneniye). Ankara: Seckin Yayinlik.

Sahan, M., & Okur, Y. (2016). Prognozirovaniye solnechnoy energii dlya regiona Sredizemnomorya s ispolzovaniem iskusstvennykh neyronnykh setey na osnove meteodannykh. SDU Journal of Science (E-Journal), 11(1), 61–67.

Fausett, L. (1994). Fundamentals of Neural Networks: Architectures, Algorithms and Applications. New York: Prentice Hall.

Gok, A. O., Yildiz, C., & Sekelli, M. (2019). Prognozirovaniye kratkosrochnogo proizvodstva solnechnoy energii s ispolzovaniem ANN: primer provintsii Kahramanmarsh. Uluslararası Dogu Anadolu Fen Muhendislik ve Tasarim Dergisi, 1(2), 186–195.

Kalogirou, S. A. (2000). Primeneniye iskusstvennykh neyronnykh setey v energeticheskikh sistemakh. Applied Energy, 67, 17–35.

Авторлар туралы мәліметтер
Информация об авторах
Information about authors

№	Информация об авторах (Ф.И.О. полностью, ученая степень, место работы или учебы, город, страна, E-mail, сотовый номер автора корреспондента:) на казахском, русском, английском языках
1	Айтен Гечмез – докторант <i>Университет Фырат, Институт наук, Программа «Технология электротехники и электроники», Элязыг, Турция</i> Айтен Гечмез – докторант кафедры электротехнической и электронной инженерии, Институт науки, Университет Фират, Элязыг, Турция Ayten Gecmez – Doctoral Student of the Department of Electrical and Electronic Engineering, Institute of Science, Firat University, Elazig, Turkey E-mail: aytengecmez@gmail.com ORCID:0000-0002-1388-2554
2	Калимбетова Жансая Сейдахановна – Электр инженериясы кафедрасының техникалық ғылымдар магистрі, Қожа Ахмет Ясауи атындағы Халықаралық қазақ-түрік университеті, Түркістан қ., Қазақстан Калимбетова Жансая Сейдахановна – магистр технических наук кафедры Электро инженерия, Международный казахско-турецкий университет им. Ходжи Ахмеда Ясави, г. Туркестан, Казахстан Kalimbetova Zhansaya Seydahanovna - master of technical sciences, Ahmet Yassawi University , Turkestan, Kazakhstan E-mail: zhansaya.kalimbetova@ayu.edu.kz ORCID: 0009-0001-2900-2507 87718059955
3	Четин Генчер - Электроинженерия кафедрасының доценті, Инженерия факультеті, Халықаралық қазақ-түрік университеті. Қожа Ахмет Ясауи, Түркістан қ., Қазақстан Четин Генчер – доцент кафедры Электроинженерии, факультет Инженерия, Международный казахско-турецкий университет им. Ходжи Ахмеда Ясави, г. Туркестан, Казахстан Çetin Gençer - Associate Professor of the Department of Electrical Engineering, Faculty of Engineering, International Kazakh-Turkish University named after Khoja Ahmed Yasawi, Turkestan, Kazakhstan E-mail: cetin.gencer@ayu.edu.kz ORCID:0000-0002-1716-0516
4	Айнур Севинч - Компьютерлік Технологиялар факультетінің докторанты, Сильвания кәсіптік мектебі, Дикле университеті, Диярбакыр, Түркия Айнур Севинч – докторант факультета компьютерных технологий, Сильванское профессиональное училище, Университет Дикле, Диярбакыр, Турция Aynur Sevinç - Doctoral Student, Faculty of Computer Technology, Sylvan Vocational College, Dicle University, Diyarbakir, Turkey E-mail: aynur.sevinc@dicle.edu.tr ORCID:0000-0002-7519-1134