



Tarmoqlarda elektr energiya isroflarini prognoz qilishning turli usullarini taqqoslash

Kaxramon R. Allaev^{1,a)}, Xilola Z. Nazirova¹

^{1,a)}akademik, prof., Toshkent davlat texnika universiteti, Toshkent, 100095, O‘zbekiston;
tstu_energy@mail.ru <https://orcid.org/0000-0001-6018-8912>

¹ katta o’qituvchi, Toshkent davlat texnika universiteti, Toshkent, 100095, O‘zbekiston;
tstu_energy@mail.ru <https://orcid.org/0009-0002-7735-4862>

Dolzarbliyi: 0,4 kV taqsimlash tarmoqlarida elektr energiyasi isroflarini oldini olish va kamaytirish dolzarb muammodir. Bu muammo, ayniqsa, elektr energiyasini iste'mol qilish va yangi texnologiyalarni joriy etish bilan bog'liq tarmoqlarda yuklama ortib borayotgan sharoitda statistik modellar va empirik ma'lumotlarga asoslangan isroflarni prognozlashning an'anaviy usullari ko'pincha yetarlicha aniq emas va zamonaviy tarmoqlarning o'ziga xos xususiyatlarini hisobga olmaydi. Shu munosabat bilan isroflarni aniq va ishonchli prognoz qilishni ta'minlaydigan ilg'or usullardan foydalanish zarurati tug'iladi. Ushbu maqolada 0,4 kV tarmoqlarda elektr yo'qotishlarni bashorat qilish muammosini hal qilish uchun (AGHU) argumentlarini guruhli hisobga olish usulidan foydalanish ko'rib chiqiladi.

Maqsad: 0,4 kV kuchlanishli elektr taqsimlash tarmoqlarida elektr energiyasi isroflarini tahlil qilish, baholash va prognozlash algoritmi va modelini ishlab chiqishda GMDH usulini qo'llash, taklif etilayotgan modelning aniqligi va samaradorligini baholash.

Usullari: prognozlash usullarining butun arsenali mavjud, ularning har biri o'zining kuchli va zaif tomonlariga ega. Eng ko'p ishlatiladigan usullar regressiya tahlili, ARIMA, GMDH, ANN va boshqalar. Optimal usulni tanlash elektr energiya isroflarini muvaffaqiyatlama prognoz qilishning asosiy omilidir. Bu isroflarni kamaytirish va energiya tizimining iqtisodiy va ekologik maqsadga muvofiqligiga erishish bo'yicha samarali strategiyalarni ishlab chiqish imkonini beradi.

Natijalar: 0,4 kV kuchlanishli elektr taqsimlash tarmoqlarida elektr energiyasi isroflarini tahlil qilish, baholash va prognozlash modeli asoslab berilgan va taklif etilgan.

Kalit so'zлari: elektr energiya isroflari, 0,4 kV elektr taqsimlash tarmoqlari, argumentlarni guruhli hisobga olish usuli, vaqt seriyalari, matematik modellashtirish, prognozlash, energiya tejash.

Сравнение различных методов прогнозирования потерь электроэнергии в сетях

Кахрамон Р. Аллаев^{1,a)}, Хилола З. Назирова¹

^{1,a)} академик, проф., Ташкентский государственный технический университет, Ташкент, 100095, Узбекистан; tstu_energy@mail.ru <https://orcid.org/0000-0001-6018-8912>

¹ старший преподаватель, Ташкентский государственный технический университет, Ташкент, 100095, Узбекистан; tstu_energy@mail.ru <https://orcid.org/0009-0002-7735-4862>

Актуальность: потери электроэнергии в распределительных сетях 0,4 кВ являются актуальной проблемой, требующей решения. Особенно остро эта проблема стоит в условиях возрастающей нагрузки на сеть, связанной с ростом потребления электроэнергии и внедрением новых технологий. Традиционные методы прогнозирования потерь, основанные на статистических моделях и эмпирических данных, часто оказываются недостаточно точными и не учитывают специфику работы современных сетей. В связи с этим, возникает необходимость в использовании более совершенных методов, которые бы обеспечивали точный и надежный прогноз потерь. В данной статье рассматривается применение метода группового учета аргументов (МГУА) для решения задачи прогнозирования потерь электроэнергии в сетях 0,4 кВ.

Цель: применение метода МГУА при разработке алгоритма и модели анализа, оценки и прогнозирования потерь электроэнергии в распределительных электрических сетях напряжением 0,4 кВ, оценка точности и эффективности предложенной модели.

Методы: существует целый арсенал методов прогнозирования, каждый из которых обладает своими сильными и слабыми сторонами. Наиболее часто применяются такие методы как регрессионный анализ, АРИМА, МГУА, ИНС и другие. Выбор оптимального метода - ключевой фактор для успешного прогнозирования потерь электроэнергии. Это позволит разработать эффективные стратегии по снижению потерь и достичь экономической и экологической целесообразности работы энергетической системы.

Результаты: обосновывается и предлагается модель анализа, оценки и прогнозирования потерь электроэнергии в распределительных электрических сетях напряжением 0,4 кВ.

Ключевые слова: потери электроэнергии, распределительные электрические сети напряжением 0,4 кВ, метод группового учета аргументов, временные ряды, математическое моделирование, прогнозирование, энергосбережение.



Comparison of various methods for predicting electricity losses in networks

Kaxramon R. Allaev^{1, a)}, Xilola Z. Nazirova¹

1, a) academician, prof., Tashkent State Technical University, Tashkent, 100095, Uzbekistan; tstu_energy@mail.ru <https://orcid.org/0000-0001-6018-8912>

1 Senior Lecturer, Tashkent State Technical University, Tashkent, 100095, Uzbekistan; tstu_energy@mail.ru <https://orcid.org/0009-0002-7735-4862>

Relevance: electricity losses in 0.4 kV distribution networks are an urgent problem that requires a solution. This problem is especially acute in conditions of increasing load on networks associated with increased electricity consumption and the introduction of new technologies. Traditional loss forecasting methods, based on statistical models and empirical data, are often not accurate enough and do not take into account the specifics of modern networks. In this regard, there is a need to use more advanced methods that would provide an accurate and reliable forecast of losses. This article discusses the use of the method of group accounting of (GMDH) arguments to solve the problem of predicting electricity losses in 0.4 kV networks.

Aim: application of the GMDH method in the development of an algorithm and model for the analysis, assessment and forecasting of electricity losses in 0.4 kV electrical distribution networks, assessment of the accuracy and efficiency of the proposed model.

Methods: There is a whole arsenal of forecasting methods, each of which has its own strengths and weaknesses. The most frequently used methods are regression analysis, ARIMA, GMDH, ANN and others. Selecting the optimal method is a key factor for successfully predicting power losses. This will allow us to develop effective strategies to reduce losses and achieve economic and environmental feasibility of the energy system.

Results: a model for analysis, assessment and forecasting of electricity losses in 0.4 kV electrical distribution networks is substantiated and proposed.

Key words: electricity losses, 0.4 kV electrical distribution networks, method of group accounting of arguments, time series, mathematical modeling, forecasting, energy saving.

1. Введение (Introduction)

На фоне ограниченности топливно-энергетических ресурсов Земли, экономия ресурсов и их бережное расходование была, есть и будет первостепенной задачей всех стран. Данная задача предусмотрена в постановлениях президента Республики Узбекистан: от 22.08.2019г. № ПП-4422 « Об ускоренных мерах по повышению энергоэффективности отраслей экономики и социальной сферы, внедрению энергосберегающих технологий и развитию возобновляемых источников энергии» [1], а также от 10.07.2020 г. № ПП - 4779 « О дополнительных мерах по сокращению зависимости отраслей экономики от топливно-энергетической продукции путем повышения энергоэффективности экономики и задействования имеющихся ресурсов» [2].

Одним из основных показателей эффективности работы энергоснабжающих предприятий является величина потерь электроэнергии. Сокращение потерь электрической энергии в сетях - одно из важнейших государственных мероприятий по экономии энергоресурсов. Потери электроэнергии в распределительных сетях представляют собой серьезную проблему, затрагивающую как энергетические компании, так и потребителей. Эти потери приводят к экономическим убыткам, снижению эффективности работы сетей и ухудшению качества электроснабжения. В условиях растущего спроса на электроэнергию и усложнения структуры распределительных сетей, прогнозирование потерь приобретает особую важность. Точные прогнозы позволяют оптимизировать работу сетей, снизить затраты на производство и транспортировку электроэнергии, а также повысить качество обслуживания потребителей. Изменившиеся за последние годы условия функционирования электрических сетей (во многих случаях - перегрузка сетей и их элементов, широкое внедрение современных приборов учета и устройств телемеханики, дефицит материальных ресурсов, повсеместная компьютеризация сетей и т.д.) требуют разработки более совершенного математического и программного обеспечения, способного оперативно адаптироваться к динамическим условиям эксплуатации, учитывать «наблюдаемость» части сети, неизбежные информационные погрешности данных, доказывать и обосновывать корректность получаемых результатов путем расчета и анализа погрешностей и доверительных интервалов потерь.

Расчет потерь в электрических сетях является лишь первым шагом на пути к оптимизации их работы. Важно не просто получить числовое значение потерь, но и глубоко разобраться в их структуре и причинах возникновения. Анализ и оценка потерь в электрических сетях - не просто техническая задача, но и комплексная проблема, которая требует системного подхода. Использование современных методов анализа, оценки и прогнозирования потерь позволяет создать более эффективные и надежные системы электроснабжения и снизить затраты на элек-



троэнергию [3-6].

2. Методы и материалы (Methods and materials)

Существует множество методов прогнозирования потерь электроэнергии, каждый из которых имеет свои преимущества и недостатки. Наиболее часто применяются такие методы как:

Регрессионный анализ - легко интерпретируется, прост в применении, однако стоит помнить, что регрессия предполагает линейную зависимость между переменными, что не всегда соответствует реальности, а также может быть чувствителен к выбросам;

ARIMA - хорошо справляется с временными рядами, учитывая сезонные колебания и тренды, использует прошлые значения для прогнозирования будущих, что может быть полезно при наличии исторических данных, но при этом требуется тщательная настройка параметров модели (p, d, q), что может быть трудоемким процессом. Модель может плохо адаптироваться к внезапным изменениям в данных;

ИНС - способны моделировать сложные нелинейные зависимости между переменными, модель может обучаться на больших объемах данных и выявлять скрытые закономерности и, в то же время, ИНС требует значительных вычислительных ресурсов и времени. Модель часто рассматривается как "черный ящик", что затрудняет интерпретацию результатов.

МГУА выделяется среди других методов благодаря своей способности учитывать множество факторов и их взаимодействие. МГУА основывается на индуктивном подходе, который предполагает поэтапное создание моделей с возрастающей сложностью до тех пор, пока не будет достигнут минимум определенного критерия качества модели. Для обучения и выбора оптимальной модели используются внутренние и внешние критерии. Внутренний критерий рассчитывается по всей выборке данных или же только по обучающей последовательности (A) экспериментальных данных, и при этом требуется выполнения условия [12-15]:

$$\Delta^2(A) = \left(\sum_{i=1}^N (\eta_{ma\delta} - \eta_m)^2 / \sum_{i=1}^N \eta_{ma\delta i}^2 \right) \rightarrow \min; \quad (1)$$

где $\eta_{ma\delta}$, η_m – табличные и рассчитанные на основе регрессионного уравнения значения параметров; N- количество экспериментальных данных, разделённых на две части - обучающую (NA) и проверочную (NB); $N = NA + NB$.

Для выбора моделей используются вычисленные на тестовой выборке внешние критерии, представляющие собой специальные функционалы качества моделей. Критерий качества называется внешним, поскольку данные, используемые при настройке и при оценке качества моделей, получены с помощью дополнительной информации, не содержащейся в данных, которые использовались при вычислении параметров моделей.

Для выбора моделей предлагается достаточное число внешних критериев и, выбор модели можно осуществить как по одному, так и по нескольким внешним критериям в зависимости от поставленной задачи:

1. Критерий регулярности:

$$\Delta^2(B) = \left(\sum_{i=1}^{N_B} (\eta_{ma\delta} - \eta_m)^2 / \sum_{i=1}^{N_B} \eta_{ma\delta i}^2 \right) \rightarrow \min. \quad (2)$$

Коэффициенты сравниваемых между собой моделей определяются на обучающей последовательности по методу наименьших квадратов, а все модели разделяются по величине среднеквадратической ошибки, измеренной в точках проверочной последовательности. Критерий оценивает устойчивость модели к новым данным.

2. Критерий минимального смещения, иначе критерий непротиворечивости модели, требует максимального совпадения значений выходной величины двух моделей, полученных на двух различных частях таблицы исходных данных:

$$\Delta_{cm}^2(A) = \left(\sum_{i=1}^{\alpha N} (\eta_A - \eta_B)^2 / \alpha \sum_{i=1}^N \eta_{ma\delta i}^2 \right) \rightarrow \min, \quad (3)$$

3. Критерий сходимости пошагового интегрирования конечно-разностных моделей:

$$\Delta(3) = \left(\sum_{i=1}^N (\eta_m - \eta_{ma\delta})^2 / \sum_{i=1}^N \eta_{ma\delta}^2 \right) \rightarrow \min. \quad (4)$$

Данный критерий представляет собой среднеквадратическую ошибку пошагового интегрирования на интервале интерполяции, т.е. там, где заданы экспериментальные точки. Проверку точности пошагового интегрирования конечно-разностных моделей можно выполнить на тех же точках, по которым синтезирована сама модель ($N = NA + NB$).

4. Критерий баланса переменных:



$$B = \sum_{i=1}^N (f_1(\eta_i) - f_2(\eta_i))^2 \rightarrow \min; \quad (5)$$

где $f1, f2$ – прогнозирующие функции, найденные для различных двух моментов времени.

Критерий баланса переменных является попыткой свести задачу экстраполяции к задаче интерполяции.

Почти все известные алгоритмы МГУА используют полиномиальные опорные функции:

- различные степенные полиномы вида:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x^i; \quad (6)$$

- гармонические или логистические:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n (a_i / (1 + \exp(-x_i))); \quad (7)$$

- экспоненциальные:

$$y = \sum_{i=0}^n a_i e^{\beta_i}; \quad (8)$$

Общая связь между входными и выходными переменными находится в виде функционального ряда Вольтерра, дискретный аналог которого известен как полином Колмогорова-Габора, который позволяет с высокой точностью аппроксимировать непрерывные функции на конечном интервале:

$$Y(x_1, \dots, x_n) = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots; \quad (9)$$

где $X(x1, x2, \dots, xn)$ - вектор входных переменных; $A(a1, a2, \dots, an)$ - вектор коэффициентов слагаемых.

Для генерации множества моделей в методе группового учета аргументов применяются два основных типа алгоритмов: комбинаторный и многорядный. Организация комбинаторного перебора осуществляется заданием опорной функции, из которой способом зануления коэффициентов получается определенное число частных описаний. Для каждой пары аргументов методом наименьших квадратов находятся коэффициенты уравнений всех частных описаний. Оптимальная модель находится согласно принципам самоорганизации из условия минимума внешних критериев, которые задаются с учетом особенностей решаемых задач и требований к модели. При использовании многорядного алгоритма выбор осуществляется в несколько этапов – рядов. Алгоритмы МГУА, построенные по схеме массовой селекции, осуществляют перебор возможных функциональных описаний объекта. При этом полное описание объекта:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m); \quad (10)$$

где; f - некоторая функция, степенной полином, заменяется рядами частных описаний:

1-й ряд селекции:

$$h_1 = a (\chi_1 \bar{b} \chi_2) \bar{b} \quad h_2 = a (\chi_1 \bar{b} \chi_3) \bar{b} \dots \bar{b} \quad h_b = a (\chi_{b-1} \bar{b} \chi_b); \quad (11)$$

2-й ряд селекции:

$$y_1 = a (h_1 \bar{b} h_2) \bar{b} \quad y_2 = a (h_1 \bar{b} h_3) \bar{b} \dots \bar{b} \quad y_m = a (h_{m-1} \bar{b} h_m). \quad (12)$$

Таким образом, общая результирующая сложность модели зависит от двух факторов – вида частного описания f и количества рядов селекции. Каждое частное описание является функцией только двух переменных. Поэтому коэффициенты такого регрессионного уравнения могут быть легко определены даже по небольшому числу наблюдений обучающей последовательности методом наименьших квадратов; с помощью методов линейной алгебры находятся оптимальные значения параметров модели, которые минимизируют среднеквадратичную ошибку (MSE):

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2; \quad (13)$$

где y_i - истинное значение i -й переменной, \hat{y}_i - предсказанное моделью значение i -й переменной, n - количество переменных.

Решение практических задач и разработка теоретических вопросов МГУА, привели к появлению широкого спектра вычислительных алгоритмов, каждый из которых предназначен для определенных условий применения [1-6].

3. Результаты (Results)

При построении модели прогнозирования потерь электроэнергии на базе МГУА использованы данные о потерях электроэнергии в распределительных сетях Юнусабадских РЭС города



Ташкента в период с 1 января 2021 года по 30 июня 2023 года. Данные включают информацию о технических характеристиках сети, погодных условиях и других факторах, влияющих на потери. Для построения временного ряда были использованы 912 значений факторов, наиболее влияющих на потери электроэнергии, таких как активная мощность, температура воздуха, влажность. Для решения задач аппроксимации данных и предсказания временных рядов применен многослойный алгоритм СОМВИ. В результате реализации алгоритма с внесением факторов, влияющих на потери электроэнергии, получен график зависимости между числом слоёв и средней абсолютной ошибкой MAPE, которая представлена на (рис.1).

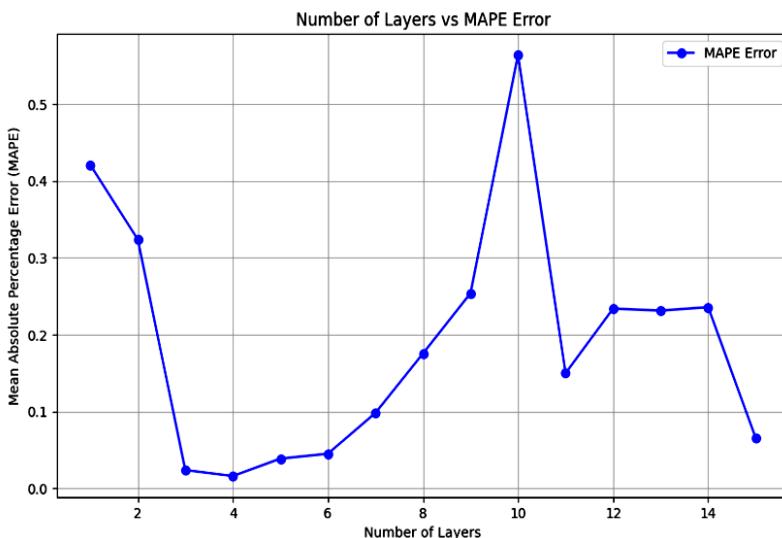


Рис.1. Определение слоя многослойного МГУА с минимальной ошибкой MAPE
Fig.1. Determination of a multilayer GMDH layer with minimal MAPE error

Из данного графика видно, что минимум MAPE получен на 4-ом слое многослойного МГУА. Для полученного слоя проводилось разделение исходных данных на обучающую 80% и тестовую 20% выборки. Графики регрессионного анализа показывают взаимосвязь между фактическими и прогнозными значениями для обучающих и тестовых данных (рис. 2).

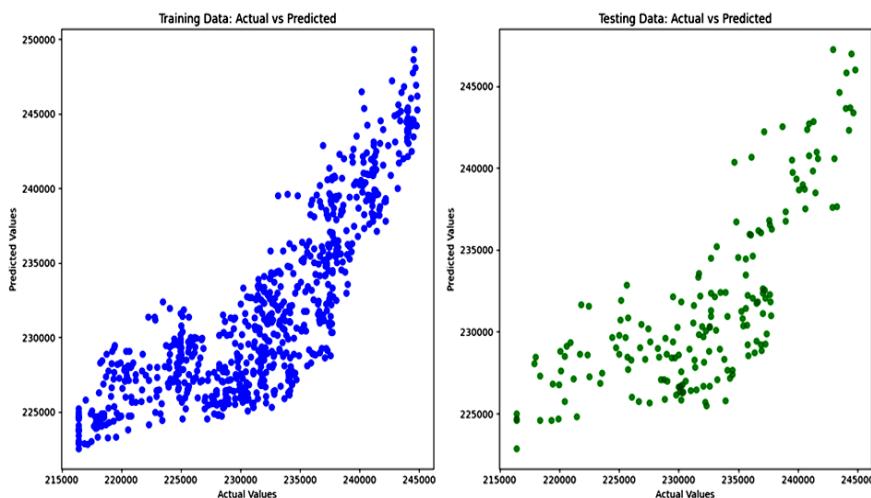


Рис.2. Графики регрессионного анализа взаимосвязи между фактическими и прогнозными значениями обучающих и тестовых данных
Fig.2. Regression analysis graphs of the relationship between actual and predicted values for training and test data

Данные, которые были получены в ходе обучения, расположены в порядке возрастания их значимости вдоль линии идентичности, что указывает на хорошее соответствие между фактическими и прогнозными значениями.

Тестовые данные показали более высокую степень рассеивания точек по сравнению с обу-

чающими данными, что может указывать на более вариативный характер предсказаний модели. На обоих графиках наблюдается положительная корреляция, что говорит о том, что модель в целом предсказывает тенденции данных.

Графики, представленные на рис.3, позволяют визуально оценить точность модели на разных этапах обучения и тестирования.

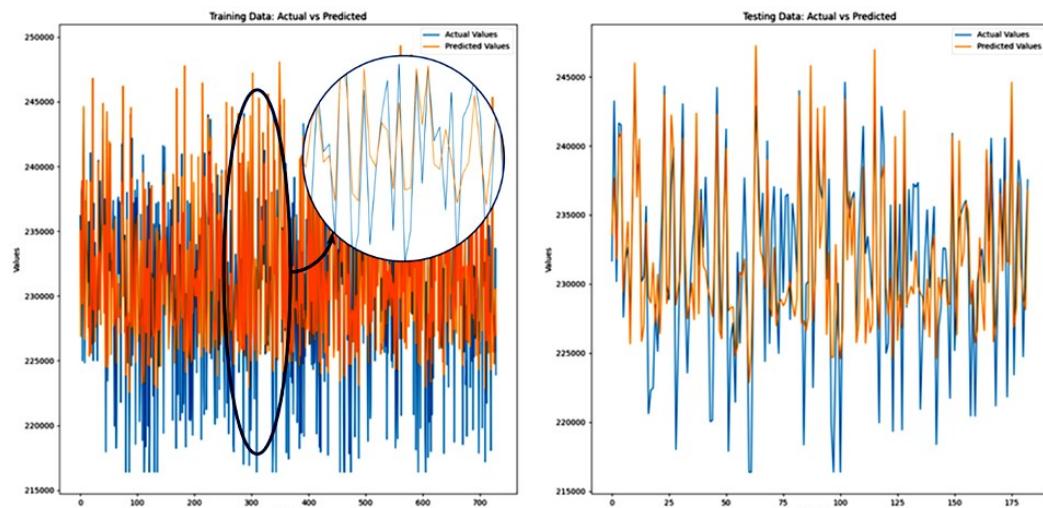


Рис.3. Графики сравнения фактических и прогнозных значений обучающих и тестовых данных.

Fig.3. Graphs comparing actual and predicted values for training and test data.

На графиках видно перекрытие фактических (синий цвет) и прогнозируемых (оранжевый цвет) значений, которое указывает: насколько хорошо модель обучена и как она работает с новыми данными, а также на точность модели. Точность полученных прогнозов оценивается с помощью метрик как абсолютная, относительная и MAPE ошибки, они представлены в табл.1.

Таблица 1. Оценка точности прогноза с помощью абсолютной, относительной и MAPE ошибок

Table 1. Estimation of forecast accuracy using absolute, relative and MAPE errors

вы- борка	Потери, тыс. кВт·час	Потери по моде- ли, тыс. кВт·час	Ошибка прогноза		
			Абсолютная тыс. кВт·час	Относительная, %	MAPE
1	231944	242600,4	-10054,75	4,144572721	
2	232243	241998,75	-9513,2	3,931094685	
3	231755	241756,2	-9267,25	3,833303965	
4	231187	241022,25	-12008,75	4,982423822	
5	231953	243195,75	-11871,7	4,881540899	
6	231979	243824,7	-12095,6	4,960777149	
7	231213	244074,6	-10662,9	4,368705306	
8	231623	241875,9	-12416,95	5,133603637	
9	231621	244039,95	-11757,45	4,817838227	
10	231801	243378,45	-10939,05	4,49466664	
.....	
90	239548	252267,75	-12170,6	4,824477168	
91	240015	251718,6	-12391,35	4,922699395	
92	239843	252406,35	-8804,35	3,488165016	
93	238974	248647,35	-6253,5	2,515007701	
94	238424	245227,5	-8998	3,669245904	
95	238192	247422	-9601,7	3,880697755	
96	238221	247793,7	-9870,9	3,983515319	
97	238027	248091,9	-5953,1	2,399554359	
98	238485	243980,1	-8077,05	3,310536392	
99	238585	246562,05	-8030,6	3,257030026	
100	238890	246615,6	238890	96,86735146	5,519491



Анализ результатов показал, что алгоритм МГУА не только демонстрирует высокую точность прогнозирования, но и эффективно справляется с различными объемами и структурами данных. Процесс адаптации модели к изменяющимся условиям также достаточно гибкий, что позволяет использовать его в реальных сценариях, где данные могут изменяться со временем.

В дополнение к этому, проведенные эксперименты подтвердили, что многорядный подход улучшает устойчивость модели к шумам в данных. Это является важным аспектом, особенно при работе с временными рядами, где присутствие аномалий может значительно снизить качество прогнозов. Исследования показали (рис.4 а, б), что применение алгоритма МГУА в таких случаях приводит к более надежным и последовательным результатам.

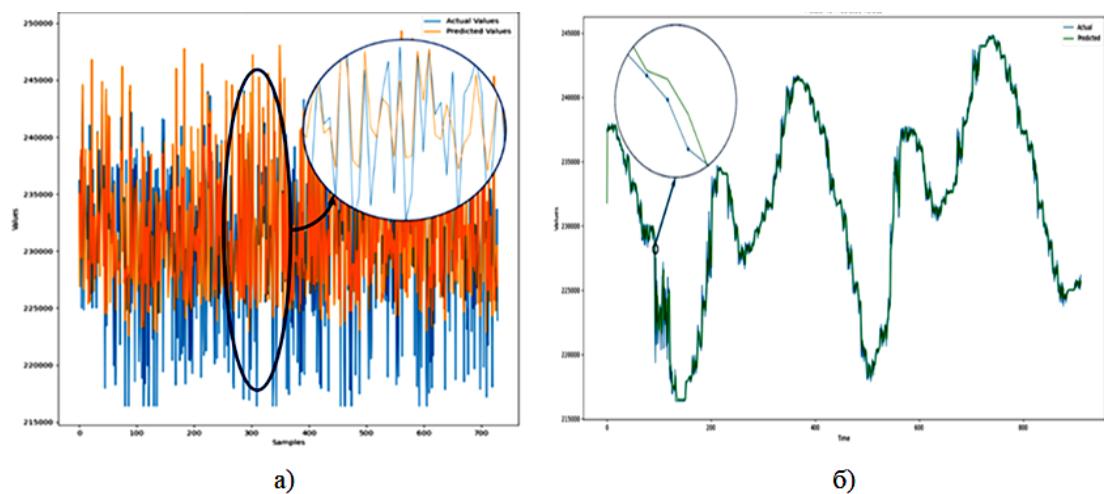


Рис.4 а, б. Сравнение фактической и прогнозной величины потерь электроэнергии по модели: а-МГУА, б-ARIMA

Fig.4 a, b. Comparison of actual and forecast values electricity losses according to the a-MGUA, b-ARIMA model

4. Обсуждение (Discussion)

С учетом всех вышеперечисленных факторов, многослойный алгоритм МГУА можно рекомендовать для широкого спектра задач прогнозирования.

Метод МГУА демонстрирует высокую точность и гибкость, что делает его предпочтительным для задач прогнозирования потерь электроэнергии в условиях изменяющихся данных и наличия шумов. В сравнении с регрессионным моделированием и методом ARIMA, МГУА обладает рядом преимуществ, таких как автоматический выбор переменных и устойчивость к шумам. Его универсальность и эффективность делают его ценным инструментом как для научных исследований, так и для практического применения.

5. Заключение (Conclusion)

1. Потери электроэнергии приводят к значительным финансовым убыткам для энергокомпаний. Точное прогнозирование позволяет разработать меры по снижению этих потерь, что в свою очередь повышает общую экономическую эффективность. Снижение потерь электроэнергии способствует повышению надежности электроснабжения. Это особенно важно для потребителей, так как стабильное электроснабжение является ключевым фактором для нормального функционирования бытовых и промышленных объектов.

2. МГУА позволяет строить модели, которые учитывают множество факторов и переменных, влияющих на потери электроэнергии. Это обеспечивает высокую точность прогнозов и помогает выявить основные причины потерь.

3. Метод МГУА способен адаптироваться к изменяющимся условиям и структурам данных, что делает его особенно полезным в условиях реальных распределительных сетей, где параметры могут изменяться со временем.

4. МГУА демонстрирует высокую устойчивость к шумам в данных, что позволяет получать надежные результаты даже при наличии аномалий и неточностей в исходных данных.



5. Снижение потерь электроэнергии способствует уменьшению выбросов парниковых газов, так как меньшие потери означают меньшую потребность в дополнительной генерации электроэнергии. Это важно для достижения экологических целей и снижения негативного воздействия на окружающую среду.

6. Прогнозирование потерь позволяет выявить слабые места в распределительных сетях и принять меры по их модернизации и улучшению. Это включает в себя замену устаревшего оборудования, оптимизацию режимов работы и внедрение новых технологий.

7. Таким образом, прогнозирование потерь электроэнергии в распределительных сетях 0,4 кВ является важной задачей. МГУА обеспечивая высокую точность, гибкость и устойчивость к шумам, является мощным инструментом для решения этой задачи, которая способствует экономической, технической и экологической устойчивости энергосистем.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Постановление Президента Республики Узбекистан от 22.08. 2019. № ПП-4422 «Об ускоренных мерах по повышению энергоэффективности отраслей экономики и социальной сферы, внедрению энергосберегающих технологий и развитию возобновляемых источников энергии».
2. Постановление Президента Республики Узбекистан от 10.07.2020. № ПП - 4779 «О дополнительных мерах по сокращению зависимости отраслей экономики от топливно-энергетической продукции путем повышения энергоэффективности экономики и задействования имеющихся ресурсов».
3. Указ Президента Республики Узбекистан от 01.02.2019. № УП-5646 «О мерах по коренному совершенствованию системы управления топливно-энергетической отраслью РУз».
4. Закон Республики Узбекистан «О внесении изменений и дополнений в Закон Республики Узбекистан «О рациональном использовании энергии», 14.07. 2020, № ЗРУ-628.
5. Постановление Президента Республики Узбекистан от 13 июля 2016 года № ПП-2559 «О мерах по дальнейшему совершенствованию научно-технической деятельности в сфере электроэнергетики».
6. Закон Республики Узбекистан «Об электроэнергетике». Ташкент, 2009, ЗРУ №225.
7. К.Р.Аллаев. Электроэнергетика Узбекистана и мира. –Т.:Fan va texnologiya. 2009 .-464 с.
8. К.Р.Аллаев. Современная энергетика и перспективы ее развития. –Т.:Fan va texnologiyalar nashriyot-matbaa цуи. 2021. -952 с.
9. Kh.Z.Nazirova. E3S Web of Conferences 384, 01046 (2023) <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202338401046> RSES 2022.
10. Nazirova Khilola. E3S Web of Conferences 497, 01005 (2024) <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202449701005>.
11. Hilola Nazirova. AIP Conf. Proc. 3152, 030013 (2024) <https://doi.org/10.1063/5.0218854>.
12. Ивахненко А.Г. Метод группового учета аргументов в задачах прогнозирования / А.Г. Ивахненко, – Препринт-77-4 . – Киев : Ин-т кибернетики АН УССР, 1977. . – 24 с.
13. Ивахненко А.Г. Метод группового учета аргументов – конкурент метода стохастической аппроксимации. //Автоматика 1968, №3. -С 57-73.
14. Ивахненко А.Г. Развитие современное состояние и будущее МГУА: //Автоматика, 1982 № 5. -С 3-17.
15. Ивахненко А.Г., Кротов Г.И., Чеберкус В.И. Гармонические и экспоненциально-гармонические алгоритмы МГУА для долгосрочного прогноза колебательных процессов. - //Автоматика, 1981, №4. -С.28-47.
16. Худайров М.Б., Сухенёв Р.А. Структура потерь электроэнергии в электрических сетях узбекистана <https://doi.org/10.5281/zenodo.6702360>.
17. Назирова Х.З. Искусственные нейронные сети для оценки потерь активной мощности в распределительных сетях 6-10 кв. //Журнал «Интернаука» 2022.№ 22 (245). - С.8.
18. Назирова Х.З., Бадалова Д.А. Прогнозирование пикового потребления электроэнергии с помощью подходов ARIMA, LSTM, GRU, ARIMA-LSTM и ARIMA-GRU.
19. X.3. Назирова, О.3. Назирова. Оценка потерь электроэнергии в распределительных сетях 10/0,4 кв. //Проблемы энерго- и ресурсосбережения. .2023. 4 выпуск. –С. 189.
20. X.3. Назирова. Методы прогнозирования в энергетике. //Энергоэффективность и энергосбережение. -С.193.
21. X.Z.Nazirova., O.Z.Nazirova., Sh.A.Abdunazarov. A novel probabilistic method for energy loss estimation using minimal line current information. <https://t.me/openscholar> Multidisciplinary Scientific Journal April, 2023.
22. Multi-Layer Perceptron-Based Classification with Application to Outlier Detection in Saudi Arabia Stock Returns Khudhayr A. Rashedi 1,* , Mohd Tahir Ismail 2 , Sadam Al Wadi 3 , Abdeslam



- Serroukh 4, Tariq S. Alshammari 1 and Jamil J. Jaber 3,5 Journal of Risk and Financial Management.
23. Чернецов В.И., Казаковский Е.Н. Прогнозирование потребления электрической энергии с использованием нейронных сетей.
24. Can DingYiyuan Zhou* Qingchang Ding Zhenyi Wang. Loss Prediction of Ultrahigh Volt-age Transmission Lines Based on EEMD-LSTM-SVR Algorithm Volume 10 - 2022 | <https://doi.org/10.3389/fenrg.2022.811745>.
25. Рахмонов И.У., Курбонов Н.Н. Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий с помощью модели авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего // Вестник МЭИ. 2021. № 6. С. 11—19. DOI: 10.24160/1993-6982_2021-6-11-19.
26. <https://wiki.loginom.ru/articles/multilayered-perceptron.html>.
27. <https://minenergy.uz/en/lists/view/22>.

REFERENCES

1. Resolution of the President of the Republic of Uzbekistan dated August 22, 2019 No. PP-4422 “On accelerated measures to improve the energy efficiency of economic sectors and the social sphere, the introduction of energy-saving technologies and the development of renewable energy sources.”.
2. Resolution of the President of the Republic of Uzbekistan dated July 10, 2020 No. PP - 4779 “On additional measures to reduce the dependence of economic sectors on fuel and energy products.
3. Decree of the President of the Republic of Uzbekistan dated February 1, 2019 No. UP-5646 “On measures to radically improve the management system of the fuel and energy industry of the Republic of Uzbekistan.”
4. Law of the Republic of Uzbekistan “On Amendments and Additions to the Law of the Republic of Uzbekistan “On Rational Use of Energy””, 14.07. 2020, No. ZRU-628.
5. Resolution of the President of the Republic of Uzbekistan dated July 13, 2016 No. PP-2559 “On measures to further improve scientific and technical activities in the field of electric power industry.”
6. Law of the Republic of Uzbekistan “On Electric Power Industry”. Tashkent, 2009, ZRU No. 225.
7. K.R. Allaev. Electric power industry of Uzbekistan and the world. - T.: Fan va texnologiya. 2009. -464 pp.
8. K.R. Allaev. Modern energy and prospects for its development. – T.:Fan va texnologiyalar nashriyot-matbaa uy. 2021. -952 pp.
9. Kh.Z.Nazirova. E3S Web of Conferences 384, 01046 (2023) https://doi.org/10.1051/e3sconf/202338401046_RSES_2022.
10. Nazirova Khilola. E3S Web of Conferences 497, 01005 (2024) <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202449701005>.
11. Hilola Nazirova. AIP Conf. Proc. 3152, 030013 (2024) <https://doi.org/10.1063/5.0218854>.
12. Ivakhnenko A.G. Method of group accounting of arguments in forecasting problems / A. G. Ivakhnenko, Academy of Sciences of the Ukrainian SSR. Institute of Cybernetics. – Pre-print-77-4. – Kyiv: Institute of Cybernetics of the Ukrainian SSR Academy of Sciences, 1977. – 24 p.
13. Ivakhnenko A.G. The method of group accounting of arguments is a competitor to the method of stochastic approximation. Automation 1968, No. 3, pp. 57-73.
14. Ivakhnenko A.G. Development, current state and future of MSGU: Avtomatika, 1982 No. 5, pp. 3-17.
15. Ivakhnenko A.G., Krotov G.I., Cheberkus V.I. Harmonic and exponential-harmonic GMDH algorithms for long-term forecast of oscillatory processes. - Automation, 1981, No. 4, pp. 28-47.
16. Khudayarov M. B., Sukhenev R. A. Structure of electricity losses in electrical networks of Uzbekistan <https://doi.org/10.5281/zenodo.6702360>.
17. Nazirova Kh.Z. Artificial neural networks for assessing active power losses in distribution networks of 6-10 kV. Magazine "Internau-ka" No. 22 (245), 2022 Page 8.
18. Nazirova Kh.Z., Badalova D.A. Forecasting peak electricity consumption using ARIMA, LSTM, GRU, ARIMA-LSTM and ARIMA-GRU approaches.
19. H.Z. Nazirova, O.Z. Nazirova. Assessment of electricity losses in 10/0.4 kV distribution networks, problems of energy and resource saving. 2023, 4th issue p. 189.
20. H.Z. Nazirova. Forecasting methods in the energy sector, energy efficiency and energy saving p. 193.
21. X.Z.Nazirova., O.Z.Nazirova., Sh.A.Abdunazarov. A novel probabilistic method for energy loss estimation using minimal line current information. <https://t.me/openscholar> Multidisciplinary Scientific Journal April, 2023.
22. Multi-Layer Perceptron-Based Classification with Application to Outlier Detection in Saudi Arabia Stock Returns Khudhayr A. Rashedi 1,*; Mohd Tahir Ismail 2, Sadam Al Wadi 3, Abdeslam Serroukh 4, Tariq S. Alshammari 1 and Jamil J. Jaber 3.5 Journal of Risk and Financial Management.



23. Chernetsov V.I., Kazakovskiy E.N. Forecasting electrical energy consumption using neural networks.
24. Can DingYiyuan Zhou* Qingchang Ding Zhenyi Wang. Loss Prediction of Ultrahigh Voltage Transmission Lines Based on EEMD-LSTM-SVR Algo-riithm Volume 10 - 2022 | <https://doi.org/10.3389/fenrg.2022.811745>.
25. Rakhmonov I.U., Kurbonov N.N. Forecasting power consumption of industrial enterprises using an autoregressive model of an integrated moving average // Bulletin of MPEI. 2021. No. 6. P. 11-19. DOI: 10.24160/1993-6982 2021-6-11-19.
26. <https://wiki.loginom.ru/articles/multilayered-perceptron.html>.
27. <https://minenergy.uz/en/lists/view/22>.