



ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СУТОЧНОГО ГРАФИКА ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ РАБОЧИХ ДНЕЙ С УЧЕТОМ МЕТЕОФАКТОРОВ ДЛЯ ЦЕНТРАЛЬНОЙ ЭНЕРГОСИСТЕМЫ МОНГОЛИИ

А.Г. Русина., О. Тувшин., П.В. Матренин., Попов Н.С.

Новосибирский Государственный Технический Университет,
г. Новосибирск, Россия

Резюме: Особенностью энергосистемы является то, что все процессы производства, передачи и распределения происходят одновременно. Этот сложный и непрерывный процесс обеспечивается управлением режимами энергосистемы. Для оптимального управления режимами необходимо анализировать характеристику потребления электроэнергии и прогнозировать график нагрузки. Прогнозирование потребления позволяет оптимизировать распределение выработки и обеспечивать надежность энергосистемы. Хотя существует множество методологий прогнозирования, не существует методологии, подходящей для всех энергосистем. **ЦЕЛЬ.** Прогнозирование суточного графика нагрузки для рабочих дней с учетом влияния метеорологических факторов центральной энергосистемы Монголии. **МЕТОДЫ.** В работе использован метод, основанный на статистическом анализе. В качестве исходных данных использованы суточные графики нагрузки и данные о температуре и влажности наружного воздуха центральной энергосистемы, занимающей большую часть энергопотребления и выработки в Монголии, за 2021 год. Работа проведена с помощью MS Excel. **РЕЗУЛЬТАТЫ.** По методу статистического анализа были построены суточные графики нагрузки с погрешностью 2,68%. После учета метеофакторов погрешность уменьшилась до 2,26%. **ЗАКЛЮЧЕНИЕ.** Использованный метод позволяет выполнять прогнозирование суточных графиков для рабочих дней. Многодневные периоды нерабочих дней, крупные аварии и плановые ремонты, ограничивающие потребление электроэнергии отрицательно влияют на точность прогнозирования.

Ключевые слова: прогнозирование; суточный график нагрузки; метеофакторы; энергосистема Монголии.

Для цитирования: Русина А.Г., Тувшин О., Матренин П.В. Попов Н.С. Прогнозирование суточного графика электропотребления рабочих дней с учетом метеофакторов для центральной энергосистемы Монголии // Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2022. Т. 24. № 2. С. 98-107. doi:10.30724/1998-9903-2022-24-2-97-106.

FORECASTING THE DAILY ENERGY LOAD SCHEDULE OF WORKING DAYS USING METEOFATORS FOR THE CENTRAL POWER SYSTEM OF MONGOLIA

AG. Rusina, O. Tuvshin., PV. Matrenin PV, Popov NS.

Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia

Abstract. A feature of the power system is that all the processes of production, transmission and distribution occur simultaneously. This difficult and continuous process requires the management by the regime of the power system. For precise regime managements, it is necessary to study the characteristic of electricity consumption. Forecasting demand allows to optimize the distribution of generation and ensure the safety of the power system. Therefore, forecasting is given a lot of attention in the energy section. Although there are many forecasting methodologies, but there is no exact methodology that is suitable for all power systems. **PURPOSE.** To forecast the daily load schedule for working days, considering the influence of meteorological factors on the central energy system of Mongolia. **METHODS.** This study is carried out by the method of statistical analysis on MS Excel. As initial inputs historical data on load, temperature and outdoor air humidity of the central energy system were used, which has the most of the energy demand and

sources of Mongolia by 2021. RESULTS. According to the method of statistical analysis, daily load curves were constructed with an absolute percentage error of 2.68%. After adding into account of meteorological factors, the absolute percentage error decreased to 2.26%. CONCLUSIONS. This method corresponds to forecasting daily schedules for working days. By restricting the electricity consumption during long continues non-work days, days with a major accident and planned maintenance will affect negatively to the planned tendency.

Keywords: forecasting; daily load schedule; meteofactor; energysystem of Mongolia.

For citation: Rusina AG, Tuvshin O, Matrenin PV, Popov NS. Forecasting the daily energy load schedule of working days using meteofactors for the central power system of Mongolia. *Power engineering: research, equipment, technology*. 2022;24(2):98-107. doi:10.30724/1998-9903-2022-24-2-97-106.

Введение

Прогнозирование потребления электроэнергии является важнейшей задачей для обеспечения непрерывного процесса функционирования энергосистемы. Надежность энергоснабжения и экономическая эффективность наиболее зависят от точности прогнозирования. Чем выше точность прогнозирования, тем надежнее и эффективнее функционирует энергосистема. Из этого следует актуальность задачи прогнозирования электропотребления.

Потребление электроэнергии представляет собой случайный нестационарный процесс, которое состоит из множества отдельных компонентов [1]. Известно, что существует большое число переменных, влияющих на режим электропотребления и соответственно на качество его прогноза. Эти переменные имеют разный характер, например, явные и неявные (латентные), экзогенные (внесистемные) и эндогенные (внутрисистемные) [2]. Электропотребление, частота, потери мощности и перетоки относятся к явным эндогенным переменным. Метеорологические переменные и тип дня являются явными экзогенными переменными. В большинстве исследований доказано, что потребление зависит от многих факторов. Особенно из этих факторов выделяются метеорологические факторы, они оказывают значительное влияние на потребление.

Каждая энергосистема имеет свои особенности и не существует метода прогнозирования, дающего наилучший результат для всех энергосистем [3]. В настоящее время методология прогнозирования изучена многими учеными, и представлена в их работах [1, 4, 5, 6]. Эти методы можно разделить на две основные группы: классические методы и машинное обучение. Классические методы являются наиболее распространенными [5], к которым относятся аналитические, статистические и экспертные методы [7]. В настоящее время машинное обучение и искусственный интеллект сильно развиваются, основными видами машинного обучения в задачах прогнозирования электропотребления являются метод опорных векторов [8], нечеткая логика [9], нейронные сети [10, 11] и ансамблевые модели [11, 12].

Ванг и др [13] предложили модель использования метода опорных векторов для прогнозирования потребления электроэнергии в северном Китае. По их мнению, анализ и обработка исходных данных являются важнейшим этапом, который приводит к получению правильного результата. Нелинейные исходные данные преобразовали в линейные с использованием авторегрессии – скользящего среднего (ARIMA). На основе этого, итоговый результат сформировался с учетом сезонных факторов по методу опорных векторов. Н.И. Калантаевская и др [14] использовали нейронные сети для прогнозирования потребления электроэнергии в городе Петропавловске на сутки вперед. В качестве исходных данных были выбраны фактические данные о ретроспективной нагрузке за последние сутки и за этот же день прошлого года, а также температура воздуха и тип дня недели. Моделирование проводилось в программной среде *MATLAB* с помощью алгоритма Левенберга-Марквардта. Средняя ошибка результатов полученных прогнозирования составила 2%. С помощью нечеткой логики [3] были построены графики нагрузки, отражающие влияние температуры, типа дня и времени года в Турции. В работе нечеткая логика сыграла роль вспомогательного инструмента для нейронных сетей.

Преимущества классических методов являются статистическая значимость, быстрое внедрение, распространенность и изученность. Они имеют некоторые недостатки, в том числе низкую эффективность при прогнозировании сложных временных рядов, зависимость от ненадежных предположений, ограниченную возможность использования

дополнительных переменных и чувствительность к искажениям [12]. Отличие машинного обучения состоит в том, что оно является более гибким чем классические методы и имеет возможность использования множества различных факторов. Однако, процесс их использования достаточно сложен.

В связи с расположением территорий Монголии потребление электроэнергии напрямую зависит от метеорологических факторов, в том числе от температуры и влажности наружного воздуха. Причем большая части потребления электроэнергии характеризуется хозяйственным потреблением, сильно реагирующим на изменение этих параметров. Отсюда следует, что при прогнозировании необходимо учитывать метеорологические факторы. Для энергосистемы Монголии в настоящее время прогнозирование электроэнергии выполняется эвристическом методом, основанным на анализе многолетней базы данных. Точность прогнозирования зависит от практических знаний и интуиции, что приводит к большим осложнениям в случаях малых изменений исходной информации. Более того, факторы, влияющие на потребление, отражаются в прогнозировании с помощью интуиции специалиста, в том числе метеорологические факторы. Таким образом, наблюдается недостатки существующей методики, в том числе чувствительность к небольшим изменениям, большой объем ручной работы, ограниченность дополнительной информации и зависимость от ненадежных предположений (ошибок прогнозом погоды). Внедрение математических автоматизированных методов и компьютерного моделирования станет значительным вкладом в развитие энергосистемы Монголии.

Методы исследования

Для получения данных исследования необходимо определить временный ряд проведения анализа, соответствующий дню прогнозирования. Каждый суточный график выбранного временного ряда должен сохранять свою аппроксимальную форму при изменении под действием внешних и/или внутренних факторов. Суточный график имеет два вида компонентов, включая регулярный и нерегулярный [15]. Регулярный компонент определяется путём усреднения значения суточного графика.

$$P_{\text{ср}}^{\Phi} = \frac{1}{24} \sum_{t=0}^{23} P_t$$

где P_t – потребляемая мощность каждого часа, $P_{\text{ср}}^{\Phi}$ – фактическая среднесуточная мощность.

Моделирование временных рядов позволяет определить тренд регулярных компонентов суточных графиков. Тренд рассчитывается как линейная регрессия наблюдаемых данных за последние 30 дней до прогнозного дня [16]. В качестве эмпирической функции использовалось линейное уравнение, которое выражает линейную взаимосвязь средней мощности за сутки от времени. По этому уравнению тренда получается средняя мощность прогнозного дня. Стоит отметить, что достоверность модели оценивается по статистическим критериям R^2 . Если $R^2 > 0,6$ то можно считать модель достоверной.

$$P_{\text{ст}} = ax + b$$

где $P_{\text{ст}}$ – среднесуточная мощность, x – номер дня, $a+b$ – коэффициенты.

Конфигурация суточного графика строится по средним арифметическим значениям мощности для каждого часа за ретроспективный период, исключая выходные и праздничные дни.

$$P_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_{ij}$$

где P_j – мощность в j -й час, N – число выборки ретроспективы.

Затем необходимо вычислить среднесуточную мощность получившегося графика по следующему уравнению.

$$P'_{\text{ср}} = \frac{1}{24} \sum_{j=0}^{23} P_j$$

где $P'_{\text{ср}}$ – среднесуточная мощность получившегося графика, P_j – мощность в j -й час.

Разделив значение каждого часа конфигурации на полученную среднесуточную мощность, график будет преобразованы в относительные единицы

$$P_j^{norm} = \frac{P_j}{P_{cp}}$$

где P_j^{norm} – мощность в j -й час в относительных единицах.

Для получения прогнозного графика нагрузки значения в относительных единицах необходимо умножить на среднюю мощность, которая получена из линейного уравнения.

$$P_{kj} = P_j^{norm} \cdot P_t$$

где P_{kj} – мощность в j -й час прогнозного графика, P_t – среднесуточная мощность, рассчитана по линейному уравнению.

При прогнозировании графика нагрузки, учёт максимальной и минимальной мощности является самой важной проблемой. Максимальная и минимальная мощность полученного графика заменились значениями, рассчитанными по линейному тренду от предыдущего периода. Отличие заключается в том, что расчет производился с исключением нетипичных дней, так как они искажают тренд.

$$P'_{k_{jmax}} = P_k^{max}; \quad P'_{k_{jmin}} = P_k^{min}$$

где j_{max} – номер час с максимальной мощностью, j_{min} – номер час с минимальной мощностью, P'_{kj} – мощность в j -й час прогнозного графика.

$$P'_{k_{jmax}} = P_k^{max}; \quad P'_{k_{jmin}} = P_k^{min}$$

где P_k^{max} – максимальная мощность, рассчитана по линейному тренду, P_k^{min} – минимальная мощность, рассчитана по линейному тренду.

Метеорологические факторы оказывают значительное влияние на потребление. Наиболее существенное влияние на потребление оказывает температура, влажность и освещенность. Учет влияния метеофакторов важен при формировании краткосрочных прогнозов. Оценка влияния метеофакторов на потребление осуществляется с помощью корреляционного и регрессионного анализа. Для оценки их влияния применяются так называемые коэффициент влияния. Они отражают линейную взаимосвязь отклонений нагрузки от регулярной составляющей и отклонений метеофакторов от регулярной компоненты на 1 единицу [15]. Уравнение коэффициента влияния выражается следующим соотношением. Умножив изменение метеофакторов на коэффициент влияния, можно получить поправки.

$$K = \frac{\left| \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \sigma P_i \right|}{|M_{cp}|}$$

где N – количество выборки в ретроспективе, $|M_{cp}|$ – среднее значение метеофакторов ретроспективы, σP – нерегулярный компонент потребления (отклонение от среднесуточной мощности).

Колебания нагрузки значимо зависят от температуры нескольких прошедших суток. Вместе с тем достаточно использовать предыдущие двое суток. Зависимость нагрузки от температуры рассчитывается с учетом эквивалентной температуры, определяющейся следующим уравнением [15]. В данной работе весовые коэффициенты рассчитаны так: α_1 , α_2 , α_3 – весовые коэффициенты в летний период составляют 0.7, 0.2, 0.1, в зимний период – 0.5, 0.3, 0.2. $T_3(n) = \alpha_1 T(n) + \alpha_2 T(n-1) + \alpha_3 T(n-2)$

где $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ – весовые коэффициенты, $T(n)$, $T(n-1)$, $T(n-2)$ – соответственно температуры в прогнозный день, вчерашний и т.д. дни.

Погрешность прогнозирования следует измерять с помощью средней по модулю ошибки (MAE – main absolute error) и средней по модулю ошибки в процентах (MAPE – main absolute percentage error), которые выражаются следующими уравнениями.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N |P_m - P'_m|$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N \left| \frac{P_m - P'_m}{P_m} \right| \cdot 100$$

где N – число часов в выборке, P'_m – значение прогноза мощности в m -й час, P_m – фактическое значение в m -й час.

Результаты эксперименты

В качестве исходных данных использованы суточные почасовые графики нагрузки и данные о температуре и влажности наружного воздуха центральной энергосистемы, занимающей большую часть энергопотребления и выработки в Монголии за 2021 год. На рис.1 представлена зависимость потребления от температуры наружного воздуха за 2021 год. На графике показаны сезонные циклы, на которых изображены зависимости потребления от температуры. Для оценки точности прогнозирования в каждом месяце года выбирался один рабочий день для прогнозирования, данные предыдущего месяца использовались в качестве входных данных для описанного выше алгоритма.

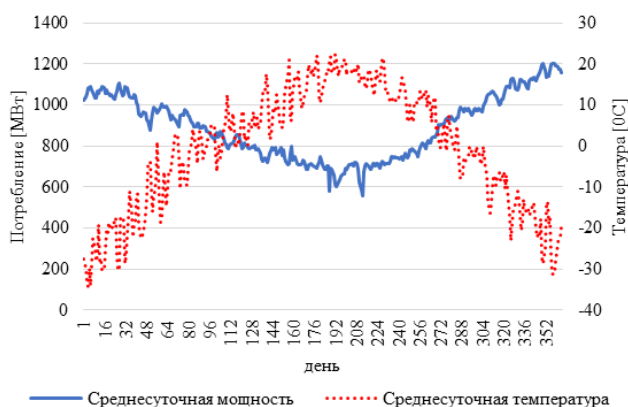


Рис. 1. График среднесуточного потребления и среднесуточной температуры за 2021 г.

Fig. 1. Curve of average demand and average temperature for 2021.

Построение графика нагрузки по тренду. Первым этапом прогнозирования является определение тренда по данным предыдущего месяца. В большинстве крупных энергосистем тренд искажается значениями нетиповых дней из-за того, что их график электропотребления формируется иначе, чем в рабочие дни. Поэтому, в работе отдельно выполнен анализ без учета выходных и праздничных дней и с их учетом. Для составления математической модели использован график, построенный по среднесуточным мощностям во временном ряде (пример для одного из дней показан на рис.2).

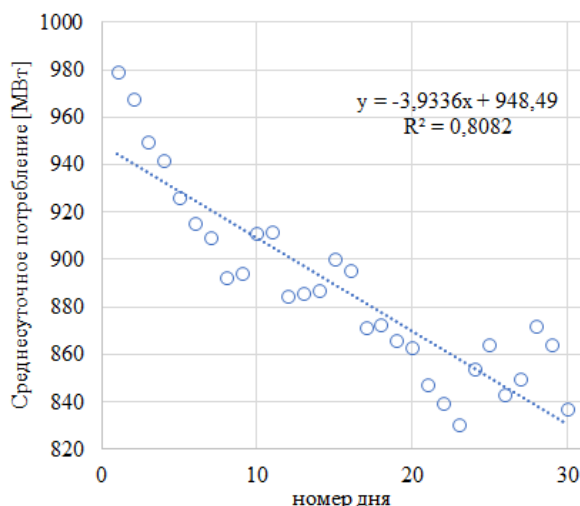


Рис. 1. График средней мощности сутки и тенденции за период с 18.03.2021 до 19.04.2021.

Fig. 2. Graph of average daily power and trend for the period from 03/18/2021 to 04/19/2021.

С помощью линейного уравнения, выражающего тренд, высчитана среднесуточная мощность прогнозного дня. Затем, по вышеуказанной методике сформирован почасовой график нагрузки прогнозного дня. Результаты показаны на таблице 1.

Средний коэффициент достоверности R^2 недостаточен для обоих случаев, хотя погрешность уменьшается если учитывать выходные и праздничные дни. Отсюда можно сделать вывод, что прогнозирование только по тенденции может привести к погрешности. Таким образом, для улучшения прогнозирования требуются некоторые поправки с учетом дополнительных факторов, влияющих на потребление.

Таблица 1

Результаты прогнозирования по тренду среднесуточной мощности

	С исключением нетипичных дней			Без исключения нетипичных дней		
	R^2	MAE [МВт]	MAPE [%]	R^2	MAE [МВт]	MAPE [%]
Январь	0,21	24,74	2,40	0,18	22,27	2,19
Февраль	0,0003	22,37	2,25	0,003	16,85	1,72
Март	0,11	31,18	3,10	0,03	32,37	3,61
Апрель	0,76	24,32	3,08	0,82	14,08	1,80
Май	0,36	28,19	4,01	0,44	26,81	3,79
Июнь	0,16	12,04	1,62	0,24	11,35	1,54
Июль	0,31	10,07	1,42	0,23	11,47	1,56
Август	0,3	35,53	4,67	0,03	19,69	2,87
Сентябрь	0,83	22,80	2,91	0,74	23,98	3,06
Октябрь	0,89	45,22	4,54	0,88	42,17	4,26
Ноябрь	0,67	22,43	2,25	0,54	20,24	2,05
Декабрь	0,67	33,71	2,75	0,57	46,72	3,81
Результат	0,43	26,05	2,92	0,39	24,00	2,68

В случаях построения тренда на данных, состоящих из большого числа выходных и праздничных дней, наблюдается высокая погрешность. Также анализ подтвердил, что если в используемые для построения тренда входят дни с крупными авариями и плановыми ремонтами, ограничившими потребление электроэнергии, то значительно ухудшается прогнозирование.

Поправки с учетом максимальной и минимальной мощности. При планировании работы энергосистем учёт максимальной и минимальной мощности является важным аспектом. Максимальная и минимальная мощность полученного графика нужно заменить значениями, рассчитанными по линейному тренду.

Таблица 2

Результаты прогнозирования с учетом макс/мин мощности

	С исключением нетипичных дней		Без исключения нетипичных дней	
	Без поправки	С учетом $R_{\max}/R_{\min}$	Без поправки	С учетом $R_{\max}/R_{\min}$
	MAPE [%]			
Январь	2,4	2,34	2,19	2,12
Февраль	2,25	2,18	1,72	1,64
Март	3,1	3,14	3,61	3,68
Апрель	3,08	2,94	1,8	1,71
Май	4,01	3,99	3,79	3,77
Июнь	1,62	1,69	1,54	1,61
Июль	1,42	1,57	1,56	1,57
Август	4,67	4,45	2,87	2,76
Сентябрь	2,91	2,24	3,06	3,00
Октябрь	4,54	4,48	4,26	4,20
Ноябрь	2,25	2,22	2,05	2,00
Декабрь	2,75	2,76	3,81	3,81
Средне	2,92	2,83	2,68	2,65

Из таблицы 2 видно, что после корректировки максимальной и минимальной мощности погрешность уменьшилась в обоих случаях. Так же, случаи без исключения нетипичных дней показывают лучший результат, подтверждая это как лучший выбор на прогнозировании для энергосистемы Монголии.

Поправки с учетом метеофакторов. На рисунке 3,4 графики показывают взаимосвязи между потреблением и метеофакторами, температурой (рис.3) и влажностью (рис.4).

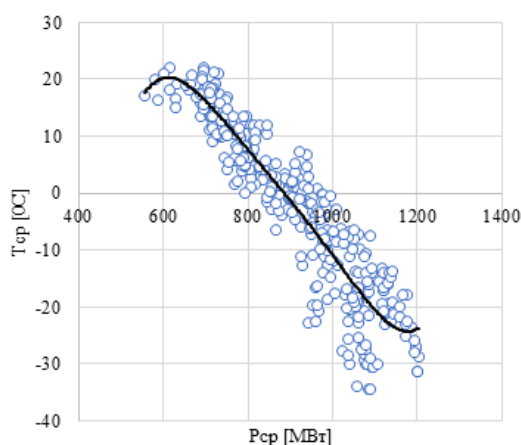


Рис. 2. График зависимости среднесуточного потребления от среднесуточной температуры.

Fig. 3. Graph of the dependence of the average daily consumption on the average daily temperature.

Взаимосвязь более подробно объясняется значением корреляционных коэффициентов, высчитанных на платформе Loginnom 6.5. Для температуры коэффициент корреляции равен $-0,92$, для влажности $0,25$ за 2021 года. Следует отметить, что при прогнозировании суточного графика для различных месяцев наблюдаются разные коэффициенты корреляции.

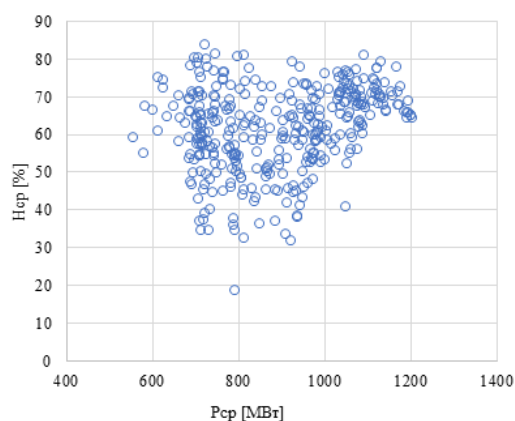


Рис. 3. График зависимости среднесуточного потребления от среднесуточной влажности.

Fig. 4. Graph of the dependence of the average daily consumption on the average daily humidity.

Это подтверждает, что необходимо учитывать метеофакторы при прогнозировании. Несмотря на то, что коэффициент корреляции между потреблением и влажностью показывает слабую связь, с точки зрения краткосрочных временных рядов имеется случай со значительно зависимостью.

Также определение зависимости между потреблением и метеофакторами было рассчитано по двум вариантам, в том числе с учетом нерабочих дней и без учета нерабочих дней

Таблица 3

Результаты прогнозирования с учетом метеофакторов				
	С исключением нетипичных дней		Без исключения нетипичных дней	
	При расчете зависимости между метеофакторами и потреблением			
	Без нерабочих дней	С нерабочими днями	Без нерабочих дней	С нерабочими днями
	MAPE [%]			
Январь	2,29	1,53	2,07	1,57
Февраль	1,84	1,92	1,58	1,59
Март	2,93	3,00	3,48	3,54
Апрель	2,83	2,64	1,42	1,46
Май	3.03	2.56	3.52	2.83

Июнь	1,68	1,67	1,64	1,66
Июль	1,52	1,50	1,36	1,42
Август	4,33	4,68	2,75	2,83
Сентябрь	2,10	2,16	2,80	2,89
Октябрь	3,53	3,61	3,65	3,76
Ноябрь	1,11	1,29	1,36	1,41
Декабрь	1,84	1,89	2,32	2,37
Результат	2,47	2,37	2,33	2,26

Результат в таблице 3 показывает, что наиболее точный прогноз получается с учетом всех дней ретроспективы при определении тренда и зависимости между потреблением и метеофакторами. В ходе проведения работы наблюдались некоторые случаи, что при большой разнице между среднесуточной и прогнозной температурой появится большая погрешность, которой ухудшилось качество прогнозирования. Для решения этого вопроса использовались метод весовых коэффициентов, соответствующих двум предыдущим суткам, считав запаздывание влияния температуры. Итоговые результаты приведены в Таблице 4 и на Рисунке 5.

Таблица 4

Итоговые Результаты

№		Варианты, проведенные эксперименты	Погрешность прогнозирования	
			MAE [МВт]	MAPE [%]
1	Определение тренда без учета нерабочих дней	Без поправки	26,05	2,92
2		Учета минимальной и максимальной нагрузки	25,32	2,83
3		Учета метеофакторов при расчете исключения нерабочих дней	21,25	2,47
4		Учета метеофакторов по всем дням	20,62	2,37
5	Определение тренда с учетом нерабочих дней	Без поправки	24,00	2,68
6		Учета минимальной и максимальной нагрузки	23,85	2,65
7		Учета метеофакторов при расчете исключения нерабочих дней	20,70	2,33
8		Учета метеофакторов по всем дням	19,66	2,26

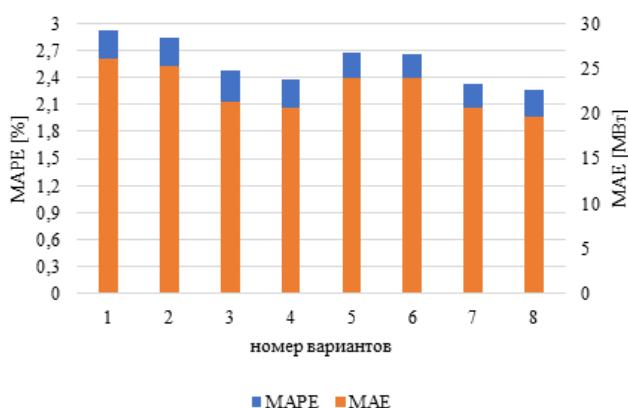


Рис. 4. Гистограмма итоговых результатов.

Fig. 5. Histogram of final results.

Вывод

В данной работе впервые применена методика прогнозирования почасового графика нагрузки с учетом рабочих и нерабочих дней, отдельного прогнозирования суточных минимумов и максимумов мощности и метеорологических факторов для центральной энергосистемы Монголии. Полученные результаты показывают, что базовый вариант без учета нерабочих дней, поправки на минимальную и максимальную мощность и метеофакторы дал погрешность 2,92%. После введения нерабочих дней в расчет тренда, погрешность уменьшилась до 2,68%. Поправки на максимальную и минимальную мощность снизили погрешность до 2,65 %, поправки на метеофакторы до 2,47 %. Комплексное использование всех указанных модификаций привело к уменьшению ошибки

до 2,26%. Таким образом, снижение ошибки составило 0,66 п.п или 22%. Можно сделать вывод, что для энергосистемы Монголии при прогнозировании графика нагрузки рабочих дней необходимо учитывать данные всех дней предыдущего месяца ретроспективы (кроме учета максимальной и минимальной мощности), чтобы получить правильный тренд. В ходе вычислительного эксперимента были обнаружены следующие два недостатка. Многодневные нерабочие периоды, крупные аварии и плановые ремонты, ограничивающие потребление электроэнергии отрицательно влияют на определение тренда. В связи с этим значительно уменьшается точность прогнозирования. При учете поправки на метеофакторы, если среднее значение поправки на метеофакторы меньше 1, то данная поправка не учитывается.

Литература

1. Alfares H.K., Nazeeruddin M. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods // International journal of systems science. 2002. Т. 33. №. 1. С. 23–34.
2. Русина А.Г. и др. ГЭС: Искусство управления. 2019.
3. Çevik H.H., Çunkaş M. Short-term load forecasting using fuzzy logic and ANFIS // Neural Computing and Applications. 2015. Т. 26. №. 6. С. 1355–1367.
4. Ghalekhondabi I. et al. An overview of energy demand forecasting methods published in 2005–2015 // Energy Systems. 2017. №. 2. С. 411–447.
5. Абдурахманов А.М. и др. Методы прогнозирования электропотребления в распределительных сетях (обзор) // Электротехника: сетевой электронный научный журнал. 2016. Т. 3. №. 1. С. 3–23.
6. Patel H, Shah M. Energy Consumption and Price Forecasting Through Data-Driven Analysis Methods: A Review // SN Computer Science. 2021. Т. 2. №. 4. С. 1-16.
7. Филиппова Т.А., Русина А.Г., Дронова Ю.В. Модели и методы прогнозирования электроэнергии и мощности при управлении режимами электроэнергетических систем. 2009. Новосибирск.
8. Vinagre E. et al. Electrical energy consumption forecast using support vector machines // 2016 27th International Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA). IEEE. 2016. С. 171-175.
9. Sadaei H.J. et al. Short-term load forecasting by using a combined method of convolutional neural networks and fuzzy time series // Energy. 2019. Т. 175. С. 365-377.
10. Fernandes K.C. et al. Electric load analysis and forecasting using artificial neural networks // 2019 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI). IEEE. 2019. С. 1274-1278.
11. Антоненков Д.В., Матренин П.В. Исследование ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения в задаче краткосрочного прогнозирования электропотребления горных предприятий // Электротехнические системы и комплексы. 2021. №. 3 (52). С. 57-65.
12. Alobaidi M.H, Chebana F, Meguid M.A. Robust ensemble learning framework for day – ahead forecasting of household based energy consumption // Applied energy. 2018. Т. 212. С. 997–1012.
13. Wang J. et al. A trend fixed on firstly and seasonal adjustment model combined with the ε -SVR for short-term forecasting of electricity demand // Energy Policy. 2009. Т. 37. №. 11. С. 4901–4909.
14. Калантаевская.Н.И., Латыпов С.И., Кошеков К.Т. Модель организации данных и процесса обучения нейронной сети при построении графиков нагрузки на сутки вперед // Алматынского университета энергетики и связи. 2019. Т. 3. С. 11.
15. Макоклюев Б.И. и др. Влияние метеофакторов на режимы потребления электроэнергии энергосистем // Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики. 2015. №. 65. С. 405-414.
16. Tepedino C. et al. A forecasting model based on time series analysis applied to electrical energy consumption // International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences. 2015. Т. 9. С. 432-445.

Авторы публикации

Осгонбаатар Тувшин – аспирант, Новосибирский государственный технический университет. Email: o.tuvshin.21@gmail.com.

Русина Анастасия Георгиевна – д-р техн. наук, декан факультета энергетики, Новосибирский государственный технический университет. Email: anastasiarusina@gmail.com.

Матренин Павел Викторович – канд. техн. наук, доцент кафедры систем электроснабжения предприятий, Новосибирский государственный технический университет. Email: pavel.matrenin@gmail.com.

Попов Никита Сергеевич – ассистент кафедры электропривода и автоматизации промышленных установок, Новосибирский государственный технический университет. Email: n.popov@corp.nstu.ru.

References

1. Alfares HK, Nazeeruddin M. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods. *International journal of systems science*, 2002;33(1):23-34.
2. Rusina AG. et al. *HPP: The art of control engineering*. 2019.
3. Çevik HH, Çunkaş M. Short-term load forecasting using fuzzy logic and ANFIS. *Neural Computing and Applications*, 2015;26(6):1355-1367.
4. Ghalekhondabi I. et al. An overview of energy demand forecasting methods published in 2005–2015. *Energy Systems*. 2017;2:411-447.
5. Abdurahmanov AM. et al. Forecasting methods in electricity distribution networks (review). *Russian Internet Journal of Electrical Engineering*. 2016;3(1):3-23.
6. Patel H, Shah M. Energy Consumption and Price Forecasting Through Data-Driven Analysis Methods: A Review. *SN Computer Science*, 2021;2(4):1-16.
7. Filippova TA, Rusina AG, Dronova YuV. *Models and methods for forecasting electrical energy and power in controlling the regimes of energy systems*, 2009.
8. Vinagre E. et al. Electrical energy consumption forecast using support vector machines. 2016 27th International Workshop on Database and Expert Systems Applications (DEXA). *IEEE*, 2016, pp. 171-175.
9. Sadaei HJ. et al. Short-term load forecasting by using a combined method of convolutional neural networks and fuzzy time series. *Energy*. 2019;175:365-377.
10. Fernandes KC. et al. Electric load analysis and forecasting using artificial neural networks. 2019 3rd International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI). *IEEE*. 2019, pp. 1274-1278.
11. Antonenkov DV, Matrenin PV. Ensemble and Neural Network Machine Learning Models for Short-Term Load Forecasting of Open Cast Mining Companies. *Electrotechnical Systems and Complexes*. 2021;3(52):57-65.
12. Alobaidi MH, Chebana F, Meguid M. A. Robust ensemble learning framework for day – ahead forecasting of household based energy consumption. *Applied energy*. 2018;212:997-1012.
13. Wang J. et al. A trend fixed on firstly and seasonal adjustment model combined with the ε -SVR for short-term forecasting of electricity demand. *Energy Policy*. 2009;37(11):4901-4909.
14. Kalantayevskaya NN, et al. Neural network when constructing schedules of loading for the day forward. *Energy and communication in University of Almata*. 2019;3(11).
15. Makoklyuev BI, et al. Effect of meteorological factors on energy consumption of power systems. *Methodological problems in reliability study of large energy systems*. 2015;65(405-414).
16. Tepedino C. et al. A forecasting model based on time series analysis applied to electrical energy consumption. *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*. 2015;9:432-445.

Authors of the publication

Osgonbaatar Tuvshin – Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia. Email: o.tuvshin.21@gmail.com.

Anastasia G. Rusina – Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia. Email: anastasiarusina@gmail.com.

Pavel V. Matrenin – Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia. Email: pavel.matrenin@gmail.com.

Nikita S. Popov – Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia. Email: n.popov@corp.nstu.ru.

Получено

29.03.2022г.

Отредактировано

13.04.2022г.

Принято

15.04.2022г.