



Sof yuklamani prognozlash aniqligining energetika tizimi quvvat zaxirasi oqilona darajasiga ta'sirini tadqiq etish

Kaxraman R. Allayev¹, Toxir F. Maxmudov^{1,a}, Denis Y. Losev²

¹ Akademik, DSc, prof., Toshkent davlat texnika universiteti, Toshkent, 100095, O'zbekiston; kahrmon-allaev@mail.ru <https://orcid.org/0000-0003-0056-8854>

^{1,a} DSc, dots., Toshkent davlat texnika universiteti, Toshkent, 100095, O'zbekiston; t.maxmudov@tdtu.uz <https://orcid.org/0000-0002-0357-0303>

² QTEMvaESTBI bo'limi boshlig'i, Energetika Vazirligi huzuridagi "Milliy dispetcherlik markazi" DM, Toshkent, 100000, O'zbekiston; d.losev@gubkin.uz <https://orcid.org/0009-0008-5712-9522>

Dolzarbli: zamonaviy elektr energetika tizimlarining rivojlanishi qayta tiklanuvchi energiya manbalari ulushining ortib borishi bilan tavsiflanadi. Ularning ishlab chiqarish quvvatining o'zgaruvchanligi elektr energetika tizimi rejimlarining noaniqligini oshiradi. Bunday sharoitda elektr energiyasi iste'moli va o'zgaruvchan qayta tiklanuvchi energiya manbalari ishlab chiqarish quvvatining o'zgarishini hisobga oluvchi sof yuklamani aniq prognozlash muhim ahamiyat kasb etadi. Sof yuklamani prognozlashdagi xatoliklar elektr energetika tizimi rejimlarini rejalashtirishdagi noaniqlikning asosiy omillaridan biri bo'lib, rostlovchi zaxiraning zarur hajmiga bevosita ta'sir ko'rsatadi. Prognozlash xatoligining ortishi qo'shimcha quvvat zaxirasini shakllantirish zaruratini yuzaga keltiradi. Shu bilan birga, ortiqcha zaxirani saqlash mavjud rostlovchi resurslardan samarasiz foydalanishga olib keladi. Aksincha, zaxira hajmining yetarli bo'lmashligi sof yuklamaning haqiqiy og'ishlarini qoplamaslik ehtimolini va rostlash quvvati tanqisligi yuzaga kelish xavfini oshiradi. Mavjud yondashuvlarda prognozlash xatolarini qoplash ehtimolligi ko'pincha oldindan belgilangan me'yoriy yoki statistik qiymatlar asosida qabul qilinadi. Bunda prognozlash sifatining o'zgarishi, ya'ni xatoliklarning miqdori va taqsimoti, xatoliklarni qoplash ehtimolligi bilan zarur rostlovchi zaxira hajmi o'rtasidagi oqilona nisbatga sezilarli ta'sir ko'rsatishi mumkin. Shu sababli sof yuklamani prognozlash aniqligining elektr energetika tizimidagi oqilona rezerv darajasiga ta'sirini tadqiq etish dolzarb ilmiy-amaliy masala hisoblanadi. Mazkur bog'liqlikni aniqlash prognozlashning haqiqiy sifatini hisobga olgan holda xatolarni qoplash ehtimolligini tanlash va zarur rostlovchi zaxira hajmini asoslash imkonini beradi. Bu esa elektr energetika tizimida rostlashning talab etiladigan ishonchlik darajasini ta'minlash bilan birga mavjud energetik resurslardan oqilona foydalanishga xizmat qiladi.

Maqsad: elektr energetika tizimining sof yuklamasini prognozlash aniqligi zaxiraning oqilona darajasiga ta'sirini tahlil qilish hamda zaxira resurslarining oqilona hajmida rostlashning talab etiladigan ishonchligini ta'minlaydigan prognozlash xatoliklarini qoplash ehtimolligini asoslash.

Usullari: statistik tahlil va prognozlash usullaridan foydalaniladi.

Natijalar: xatolarni qoplashning bir xil, ya'ni 93,5 % darajasida, Random Forest modelidan foydalanish ARMAX modeliga nisbatan umumiy rostlovchi zaxira hajmini 1441 MVtdan 1018 MVtgacha, ya'ni 423 MVtga (29,36 %) kamaytirish imkonini beradi. Eng katta kamayish pastga yo'nalgan rostlovchi zaxirada kuzatiladi: uning qiymati 967 MVt dan 555 MVt gacha kamayib, 412 MVtga (42,56 %) qisqaradi. Yuqoriga yo'nalgan rostlovchi zaxira esa deyarli o'zgarmaydi - 474 MVtdan 462 MVtgacha, ya'ni 11,51 MVtga (2,43 %) kamayadi.

Kalit so'zlar: sof yuklama, prognozlash aniqligi va xatoligi, quvvat zaxirasining oqilona darajasi, qoplash ehtimolligi, energotizim ishonchligi, qayta tiklanuvchi energiya manbalari.

For citation: K.R. Allaev, T.F. Makhmudov, D.Y. Losev. Investigation of the impact of net load forecasting accuracy on the rational reserve level of the power system. Scientific and technical journal of Problems of Energy and Sources Saving, 2026, no. 3, pp. 1-14.

<https://doi.org/10.5281/zenodo.23265843>

Received: 05.01.2026

Revised: 17.01.2026

Accepted: 10.02.2026

Published: 25.09.2026

Copyright: © Kakhraman R. Allaev, Tokhir F. Makhmudov, Denis Y. Losev, 2026. Submitted to Problems of Energy and Sources Saving for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Исследование влияния точности прогнозирования чистой нагрузки на рациональный уровень резерва энергосистемы

Кахраман Р. Аллаев¹, Тохир Ф. Махмудов^{1,a}, Денис Ю. Лосев²

¹ Академик, DSc, проф., Ташкентский государственный технический университет, Ташкент, 100095, Узбекистан; kahrmon-allaev@mail.ru <https://orcid.org/0000-0003-0056-8854>

^{1,a} DSc, доц., Ташкентский государственный технический университет, Ташкент, 100095, Узбекистан; t.maxmudov@tdtu.uz <https://orcid.org/0000-0002-0357-0303>

² Начальник ОРВИЭиСХЭ ГУ «Национальный диспетчерский центр» при Министерстве Энергетики, Ташкент, 100000, Узбекистан; d.losev@gubkin.uz <https://orcid.org/0009-0008-5712-9522>

Актуальность: современное развитие электроэнергетических систем характеризуется увеличением доли возобновляемых источников энергии, изменчивость генерации которых обуславливает повышение неопределённости режимов функционирования энергосистемы. В этих условиях возрастает роль точного прогнозирования чистой нагрузки, определяемой как разность между электропотреблением и генерацией переменных возобновляемых источников энергии. Погрешности прогнозирования чистой нагрузки являются одним из основных факторов неопределённости при планировании режимов энергосистемы и непосредственно влияют на требуемый объём регулирующего резерва. Увеличение ошибки



прогнозирования приводит к необходимости формирования дополнительного резерва, тогда как использование избыточного резерва сопровождается нерациональным использованием располагаемых регулирующих ресурсов. С другой стороны, недостаточный объём резерва повышает вероятность непокрытия фактических отклонений чистой нагрузки и возникновения дефицита при регулировании. В существующих подходах к формированию регулирующего резерва вероятность покрытия ошибок прогнозирования зачастую принимается на основе фиксированных нормативных или статистических значений. При этом изменение качества прогнозирования, характеризуемое величиной и распределением ошибок, может существенно изменять рациональное соотношение между вероятностью покрытия ошибки и необходимым объёмом резерва. В связи с этим исследование влияния точности прогнозирования чистой нагрузки на рациональный уровень резерва энергосистемы является актуальной задачей, направленной на повышение обоснованности определения регулирующего резерва. Установление данной зависимости позволяет учитывать фактическое качество прогнозирования при выборе вероятности покрытия ошибок и определении необходимого объёма резерва, обеспечивая требуемый уровень надёжности регулирования при рациональном использовании энергетических ресурсов.

Цель: анализ влияния точности прогнозирования чистой нагрузки энергосистемы на рациональный уровень резерва и обоснование вероятности покрытия ошибок прогнозирования, обеспечивающее требуемую надёжность регулирования при рациональном объёме резервных ресурсов.

Методы: использованы статистические методы анализа и прогнозирования.

Результаты: при одинаковом уровне покрытия ошибок, составляющем 93,5 %, применение модели Random Forest позволяет снизить суммарный объём регулирующего резерва с 1441 до 1018 МВт, то есть на 423 МВт (29,36 %) по сравнению с моделью ARMAX. Основное снижение наблюдается для нисходящего резерва, величина которого уменьшается с 967 до 555 МВт, что соответствует сокращению на 412 МВт (42,56 %). Величина восходящего резерва изменяется незначительно – с 474 до 462 МВт, то есть уменьшается на 11,51 МВт (2,43 %).

Ключевые слова: чистая нагрузка, точность и ошибка прогнозирования, рациональный резерв мощности, вероятность покрытия, надёжность энергосистемы, возобновляемые источники энергии.

Investigation of the impact of net load forecasting accuracy on the rational reserve level of the powersystem

Kakhraman R. Allaev¹, Tokhir F. Makhmudov^{1,a}, Denis Y. Losev²

¹ Academician, DSc, prof., Tashkent State Technical University, Tashkent, 100095, Uzbekistan; kakhramon-allaev@mail.ru <https://orcid.org/0000-0003-0056-8854>

² DSc, assoc.prof., Tashkent State Technical University, Tashkent, 100095, Uzbekistan; t.makhmudov@tdtu.uz <https://orcid.org/0000-0002-0357-0303>

³ Head of the Department of RESandESS, SI "National Dispatch Centre" under the Ministry of Energy, Tashkent, 100000, Uzbekistan; d.losev@gubkin.uz <https://orcid.org/0009-0008-5712-9522>

Relevance: the development of modern power systems is characterized by an increasing share of renewable energy sources, whose variable generation increases the uncertainty of power system operating conditions. Under these conditions, accurate net load forecasting, which accounts for variations in electricity consumption and the output of variable renewable energy sources, becomes increasingly important. Net load forecasting errors are one of the main sources of uncertainty in power system operation planning and directly affect the required amount of regulation reserve. An increase in forecasting errors necessitates additional reserve capacity, while maintaining excessive reserves results in inefficient utilization of available regulating resources. Conversely, an insufficient reserve level increases the probability of failing to cover actual net load deviations and the risk of regulation capacity shortages. In existing approaches, the probability of covering forecasting errors is often determined using predefined normative or statistical values. However, changes in forecasting quality, characterized by the magnitude and distribution of forecasting errors, can significantly affect the rational relationship between the probability of error coverage and the required reserve capacity. Therefore, investigating the impact of net load forecasting accuracy on the rational reserve level of a power system is an important scientific and practical task. Establishing this relationship makes it possible to account for the actual forecasting quality when selecting the probability of error coverage and determining the required regulation reserve, thereby ensuring the required level of regulation reliability while promoting the efficient utilization of available energy resources.

Aim: to analyze the impact of power system net load forecasting accuracy on the rational reserve level and to substantiate the probability of forecasting error coverage that ensures the required regulation reliability with a rational amount of reserve resources.

Methods: there were used statistical methods of analysis and forecasting.

Results: at the same error coverage level of 93,5%, the use of the Random Forest model reduces the total regulating reserve from 1441 to 1018 MW, representing a reduction of 423 MW (29,36%) compared with the ARMAX model. The largest reduction is observed in the downward regulating reserve, which decreases from 967 to 555 MW, corresponding to a reduction of 412 MW (42,56%). The upward regulating reserve changes only slightly, decreasing from 474 to 462 MW, or by 11,51 MW (2,43%).

Keywords: net load, forecasting accuracy and error, rational power reserve, coverage probability, power system reliability, renewable energy sources.



1. Введение (Introduction)

Современное развитие электроэнергетических систем (ЭЭС) характеризуется увеличением доли переменных возобновляемых источников энергии (ВИЭ), что приводит к росту изменчивости и неопределённости режимов их работы. В этих условиях традиционная задача прогнозирования электрической нагрузки дополняется задачей прогнозирования чистой нагрузки, учитывающей одновременно изменение электропотребления и генерации ВИЭ. Повышение качества прогнозирования чистой нагрузки является одним из важных условий эффективного планирования режимов и обеспечения баланса мощности энергосистемы.

Одним из основных источников неопределённости при планировании режимов энергосистемы наряду с переменной генерацией ВИЭ являются ошибки прогнозирования электропотребления. Отклонение фактической нагрузки от прогнозируемого значения непосредственно влияет на величину небаланса мощности и, следовательно, на объём регулирующих резервов, которые должны быть предусмотрены системным оператором. Завышение требований к резервам приводит к неэффективному использованию генерирующих мощностей и увеличению эксплуатационных затрат, тогда как их недостаточный объём может ограничивать способность энергосистемы компенсировать краткосрочные отклонения баланса мощности и снижать надёжность её функционирования.

Для прогнозирования электропотребления применяются различные статистические методы, модели временных рядов и алгоритмы машинного обучения. В последние годы широкое распространение получили методы машинного обучения и глубокого обучения, позволяющие учитывать нелинейные зависимости между нагрузкой, метеорологическими параметрами и генерацией ВИЭ. Традиционные модели, в частности ARMAX, позволяют учитывать временную структуру исследуемого процесса и влияние внешних факторов и широко используются при решении задач прогнозирования. Вместе с тем нелинейный и многофакторный характер изменения электрической нагрузки может ограничивать точность классических статистических моделей. В связи с этим всё большее применение получают методы машинного обучения, включая ансамблевый алгоритм Random Forest, способный моделировать сложные нелинейные зависимости между входными параметрами и прогнозируемой величиной. При этом эффективность методов прогнозирования, как правило, оценивается по статистическим показателям точности, включая среднюю абсолютную ошибку (MAE), среднеквадратичную ошибку (RMSE) и среднюю абсолютную процентную ошибку (MAPE). Однако оценка качества прогноза только по указанным показателям не отражает его непосредственного влияния на эксплуатационные решения энергосистемы.

Ошибка прогнозирования чистой нагрузки является одним из основных источников неопределённости будущего режима. Увеличение ошибки приводит к расширению диапазона возможных отклонений фактической чистой нагрузки от прогнозного значения и, следовательно, к увеличению потребности в регулирующих ресурсах. В связи с этим прогнозирование и определение резервов мощности целесообразно рассматривать как взаимосвязанные задачи.

Важным направлением исследований является вероятностное прогнозирование, позволяющее учитывать не только ожидаемое значение чистой нагрузки, но и неопределённость его прогнозирования. В отличие от точечного прогноза, вероятностный подход позволяет определить диапазон возможных значений и вероятность покрытия прогнозной ошибки. Это создаёт методическую основу для установления связи между вероятностью покрытия ошибки и требуемым объёмом резервной мощности.

Особое значение данная проблема приобретает при увеличении доли ВИЭ, поскольку изменчивость солнечной и ветровой генерации непосредственно влияет на чистую нагрузку и потребность энергосистемы в гибких ресурсах. В исследованиях гибкости энергосистем рассматриваются методы оценки восходящего и нисходящего резервов, вероятностного определения потребности в гибкости, а также механизмы гибкого регулирования, учитывающие неопределённость изменения чистой нагрузки.

Непосредственно взаимосвязь между ошибками прогнозирования и гибкостью энергосистемы рассмотрена в [1]. Авторами разработана методика вероятностной оценки краткосрочной гибкости энергосистемы с учётом ошибок прогнозирования генерации ветровых и солнечных электростанций и электропотребления. Предложен подход к определению суммарной неопределённости режима на основе статистического агрегирования ошибок прогнозирования с учётом их взаимной корреляции, а также определению требуемого уровня гибкости и объёма регулирующих резервов. Полученные результаты подтверждают непосредственное влияние ошибок прогнозирования на потребность энергосистемы в регулирующих ресурсах [1].



В работе [2] рассматриваются вопросы оценки гибкости электроэнергетических систем при увеличении доли переменной генерации ВИЭ. Показано, что потребность в гибкости определяется не только изменчивостью нагрузки и генерации, но и неопределённостью их прогнозирования. Аналогичные положения представлены в исследованиях, посвящённых методам определения операционных резервов при увеличении доли ветровой генерации [3, 4].

Для повышения эффективности использования регулирующих ресурсов в ряде исследований предлагается применять оборудование гибкого регулирования (Flexible Ramping Products), позволяющие учитывать ожидаемые изменения чистой нагрузки и обеспечивать необходимую восходящую и нисходящую гибкость [5]. При этом использование вероятностной информации об ошибках прогнозирования позволяет более обоснованно определять потребность в резерве и снижать вероятность как дефицита, так и избыточного резервирования.

Вместе с тем анализ существующих исследований показывает, что основное внимание уделяется либо повышению точности прогнозирования, либо определению необходимого объёма гибкости и резервов с учётом неопределённости. В работе [1] также рассматривается влияние ошибок прогнозирования на требуемый объём регулирующего резерва, однако основным предметом исследования является вероятностная оценка краткосрочной гибкости энергосистемы.

При этом недостаточно исследована количественная взаимосвязь между точностью прогнозирования чистой нагрузки, вероятностью покрытия ошибок и рациональным уровнем резерва энергосистемы. В частности, остаётся открытым вопрос о том, насколько снижение ошибки прогнозирования позволяет уменьшить необходимый резерв при сохранении заданного уровня надёжности и каким образом следует выбирать вероятность покрытия прогнозных ошибок.

Использование фиксированного уровня вероятности покрытия ошибок для различных уровней точности прогноза не всегда является рациональным. При высокой точности прогнозирования чрезмерно высокий уровень вероятности покрытия может привести к формированию избыточного резерва и неэффективному использованию регулирующих ресурсов. В то же время при низкой точности прогноза недостаточный уровень покрытия может повысить вероятность непокрытия фактических отклонений чистой нагрузки и возникновения дефицита регулирования.

Таким образом, дальнейшее развитие подходов, предложенных в [1], целесообразно направить на исследование зависимости «точность прогноза — вероятность покрытия ошибки — объём резерва». В настоящей работе данная зависимость рассматривается как основа для определения рационального уровня резерва энергосистемы. Предполагается оценить влияние различных уровней точности прогнозирования чистой нагрузки на статистические характеристики ошибок, определить соответствующие объёмы резервной мощности при различных вероятностях покрытия и установить рациональное соотношение между надёжностью регулирования и объёмом резервных ресурсов.

2. Методы и материалы (Methods and materials)

Точность прогнозирования чистой нагрузки при интеграции ВИЭ определяется точностью прогнозирования электропотребления и генерации ФЭС и ВЭС, а также взаимосвязью между соответствующими ошибками прогнозирования. В статье анализируется влияние повышения точности прогнозирования электропотребления на ошибку прогнозирования чистой нагрузки и требуемый объём регулирующего резерва ЭЭС. В целях анализа использованы фактические и прогнозные почасовые значения потребления активной мощности ЭЭС. Сравнительный анализ выполнен для базового метода прогнозирования ARMAX, применяемого в действующей практике, и метода машинного обучения Random Forest. Исследование предусматривает следующие этапы:

1. Формирование массивов ошибок прогнозирования электропотребления, полученных по результатам применения моделей ARMAX и Random Forest, а также массива значений чистой нагрузки энергосистемы. Функция модели прогнозирования имеет следующий вид:

$$P_t = f(T_t, P_{t-1}, P_{t-2}, P_{t-24}, P_{t-168}). \quad (1)$$

При построении модели прогнозирования электропотребления в качестве выходной (целевой) переменной принято текущее значение электропотребления P_t (consumption), а в качестве входных признаков — температура окружающей среды и ретроспективные значения электропотребления за предыдущие временные интервалы:

T — температура в рассматриваемый момент времени;

$n-1$ — электропотребление за 1 час до прогнозируемого момента;

$n-2$ — электропотребление за 2 часа до прогнозируемого момента;



$n-24$ – электропотребление за 24 часа до прогнозируемого момента;

$n-168$ – электропотребление за 168 часов (одну неделю) до прогнозируемого момента.

Метод ARMAX основан на использовании ретроспективных данных об электропотреблении и влияющих факторов. В качестве исходной информации используются фактические значения потребления за заданный период предыстории, параметры прогнозной модели и ожидаемые значения внешних факторов. В модели предусмотрен учет авторегрессионной составляющей, скользящего среднего и влияющих факторов, что позволяет учитывать временную зависимость изменения электропотребления и внешние воздействия при формировании прогноза. Для рассматриваемого случая модель прогнозирования ARMAX:

$$P_t = a_0 + a_1 P_{t-1} + a_2 P_{t-2} + a_3 P_{t-24} + a_4 P_{t-168} + b T_t + \sum_{j=1}^q c_j - c_{t-j}, \quad (2)$$

где a_0 – свободный член, a_1, a_2, a_3, a_4 – коэффициенты влияния прошлых значений электропотребления; b – коэффициент влияния температуры; c_j – коэффициенты составляющей скользящей средней.

Метод Random Forest представляет собой ансамблевый алгоритм машинного обучения, основанный на построении совокупности деревьев решений. Для рассматриваемого случая модель прогнозирования Random Forest имеет следующий вид:

$$P_t = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K h_k(T_t, P_{t-1}, P_{t-2}, P_{t-24}, P_{t-168}) = \frac{P_t^{(1)} + P_t^{(2)} + \dots + P_t^{(K)}}{K}; \quad (3)$$

где K – количество деревьев решений в ансамбле Random Forest; $h_k(\cdot)$ – функция прогнозирования, сформированная k -м деревом решений.

В модели Random Forest в качестве входных признаков используются температура окружающей среды в прогнозируемый момент времени, а также значения электропотребления за 1, 2, 24 и 168 часов до момента прогнозирования. Каждое дерево решений формирует независимый прогноз электропотребления, а итоговое прогнозное значение определяется как среднее арифметическое прогнозов всех деревьев ансамбля. Такой подход позволяет уменьшить дисперсию прогноза и повысить его устойчивость по сравнению с использованием одного дерева решений.

При формировании суточного прогноза электропотребления на 24 часа вперёд следует учитывать, что для части прогнозируемых интервалов значения лаговых признаков P_{t-1} на момент расчёта ещё отсутствуют. В связи с этим прогнозирование выполняется рекурсивным способом, при котором ранее полученные прогнозные значения электропотребления используются в качестве входных данных для последующих прогнозируемых интервалов. Таким образом обеспечивается формирование непрерывного суточного прогноза при сохранении структуры входных признаков модели.

На основании прогнозных и фактических данных выработки ВИЭ и потребления, для каждого часа суток $i=1 \dots 24$ рассчитывается чистая нагрузка:

$$P_{NL}(t) = P_{load}(t) - P_{wind}(t) - P_{solar}(t); \quad (4)$$

где $P_{NL}(t)$ – мощность, которую должны покрыть управляемые электростанции (ТЭС, ГЭС, аккумулирующие системы хранения энергии (АСХЭ), гидроаккумулирующие станции (ГАЭС), газопоршневые электростанции (ГПЭС) и др.);

$P_{load}(t)$ – общее потребление активной мощности в электроэнергетической системе;

$P_{wind}(t)$ – общая выработка активной мощности ветровыми электростанциями в электроэнергетической системе;

$P_{solar}(t)$ – общая выработка активной мощности солнечными электростанциями в электроэнергетической системе.

Для получения временного ряда ошибок в данном случае для каждого часа рассчитываются ошибки прогноза электропотребления:

$$e_{load}(t) = P_{load}^{fact}(t) - P_{load}^{forecast}(t); \quad (5)$$

где $e_{load}(t)$ – временной ряд ошибок прогноза потребления.

Сбор и анализ данных прогнозов и фактического потребления анализируется за 9 предыдущих суток (216 часов).

2. Оценка показателей качества прогнозирования электропотребления энергосистемы. Для оценки качества прогнозирования рассчитываются такие показатели как средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратическая ошибка (RMSE) и средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE). Помимо традиционных показателей точности выполняется статистический анализ полученных ошибок прогнозирования. Для каждого метода определяются систематическое смещение (Bias), стандартное отклонение и квантили распределения ошибок.

Средняя абсолютная ошибка (MAE) характеризует среднюю величину отклонения прогнозных значений от фактических независимо от знака ошибки и определяется по формуле (6):



$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_i^{fact} - P_i^{forecast}| ; \quad (6)$$

где P_i^{fact} – фактическое значение электропотребления в момент времени i , МВт; $P_i^{forecast}$ – прогнозируемое значение электропотребления, МВт; N – количество наблюдений.

Среднеквадратическая ошибка (RMSE) более чувствительна к большим отклонениям и позволяет оценить влияние крупных ошибок прогнозирования и определяется по формуле (7):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i^{fact} - P_i^{forecast})^2} . \quad (7)$$

Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) характеризует относительную ошибку прогнозирования в процентах и позволяет сравнивать качество прогнозирования при различных уровнях нагрузки и определяется по формуле (8):

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{P_i^{fact} - P_i^{forecast}}{P_i^{fact}} \right| . \quad (8)$$

Математическое ожидание (систематическое смещение Bias) – это среднее значение ошибок прогнозирования, которое характеризует систематическое смещение прогноза и определяется как среднее значение ошибок прогнозирования. Данный показатель позволяет установить наличие систематического завышения или занижения прогнозируемых значений электропотребления относительно фактических данных. Так, чем ближе значение Bias к нулю, тем меньше систематическая составляющая ошибки прогнозирования. В условиях наличия генерации ветровых и солнечных электростанций математические ожидания определяются:

$$\bar{e}_{load} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_{load,i} ; \quad (9)$$

где e_{load} – математическое ожидание ошибок прогноза потребления активной мощности ЭЭС.

Стандартное (среднеквадратическое) отклонение σ характеризует степень разброса ошибок прогнозирования относительно их среднего значения и используется для оценки неопределенности прогноза электропотребления. Снижение значения σ свидетельствует об уменьшении вариативности ошибок и, соответственно, о возможности снижения требуемого объема регулирующих резервов.

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (e_{load,i} - \bar{e}_{load,i})^2} ; \quad (10)$$

где σ_i – среднеквадратическое отклонение (СКО) ошибок прогнозирования электропотребления активной мощности.

3. Определение регулирующих резервов на основе эмпирических квантилей. После анализа распределения все ошибки прогнозирования чистой нагрузки сортировались по возрастанию:

$$e_{NL(1)} \leq e_{NL(2)} \leq \dots \leq e_{NL(N)} ; \quad (11)$$

где $e_{NL(1)}$ ($e_{NL(N)}$) – минимальная (максимальная) ошибка прогнозирования чистой нагрузки ЭЭС.

После сортировки каждая ошибка занимает определенное место в упорядоченном массиве. Тогда каждому элементу можно сопоставить вероятность его не превышения:

$$p_i = \frac{i}{N} ; \quad (12)$$

где i – номер элемента после сортировки; N – количество наблюдений. При этом p_i показывает, какая часть всех наблюдений имеет ошибку прогнозирования меньше или равную $e_{NL(i)}$.

Таким образом формируется эмпирическое распределение ошибок прогнозирования.

Для каждого уровня вероятности (от минимального до 100 %) определяется соответствующее значение ошибки прогнозирования, которое принимается в качестве эмпирического квантиля:

$$Q_p = e_{(pN)} , \quad (13)$$

где Q_p – значение ошибки, не превышаемое с вероятностью p ; pN – номер элемента в отсортированном массиве.

Верхний регулирующий резерв определялся по верхнему эмпирическому квантилю:

$$R_{up} = Q_p ; \quad (14)$$

а нижний регулирующий резерв – по нижнему эмпирическому квантилю:

$$R_{down} = |Q_{1-p}| . \quad (15)$$

4. Определение рационального уровня вероятности покрытия на основе эмпирических квантилей, метода Парето и анализа точки перегиба. Выполняя расчеты для различных значений вероятности покрытия, формируют множество альтернативных решений (p , R_{up} , R_{down}).

Для дальнейшего анализа вводится суммарный регулирующий резерв, который характеризует общий объем резервируемой мощности:

$$R_s = R_{up} + R_{down} . \quad (16)$$

Выбор рационального уровня вероятности выполняется как задача многокритериальной оптимизации. В качестве критериев рассматриваются:

а – минимизация суммарного регулирующего резерва $f_1=R_s \rightarrow \min$;

б – максимизация вероятности покрытия ошибок прогнозирования $f_2=p \rightarrow \max$.

Поскольку увеличение вероятности покрытия неизбежно сопровождается ростом требуемого объема резервов, указанные критерии являются противоречивыми. Совокупность решений, для которых невозможно одновременно уменьшить резерв и увеличить вероятность покрытия, образует фронт Парето.

Для выбора единственного рационального решения применяется анализ точки перегиба (Кнее Point). Перед выполнением геометрического анализа критерии нормализуются к диапазону от 0 до 1:

$$R_i^* = \frac{R_i - R_{\min}}{R_{\max} - R_{\min}}; \quad (17)$$

$$p_i^* = \frac{p_i - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}}. \quad (18)$$

Для исключения влияния различных единиц измерения критериев перед построением фронта Парето применена линейная минимаксная нормализация (Min–Max normalization), обеспечивающая приведение значений каждого критерия к безразмерному диапазону [0;1]. Такой подход позволяет корректно сравнивать критерии и выполнять последующий поиск точки перегиба фронта Парето независимо от их абсолютных значений.

После нормализации определяется расстояние каждой точки фронта Парето до прямой, соединяющей его крайние точки:

$$d_i = \frac{|(y_2 - y_1)x_i - (x_2 - x_1)y_i + x_2y_1 - x_1y_2|}{\sqrt{(y_2 - y_1)^2 + (x_2 - x_1)^2}}; \quad (19)$$

где (x_i, y_i) координаты нормализованной точки фронта Парето.

Рациональным считается решение, для которого расстояние до указанной прямой максимально:

$$d_{\max} = \max(d_i). \quad (20)$$

Вероятность покрытия, соответствующая найденной точке перегиба p^* , принимается в качестве рационального уровня вероятности покрытия ошибок прогнозирования. По найденному значению определяются соответствующие эмпирические квантили Q_{p^*} и Q_{1-p^*} , после чего окончательно вычисляются требуемые восходящий и нисходящий регулирующие резервы $R_{up}=Q_{p^*}$, $R_{down}=Q_{1-p^*}$.

3. Результаты и обсуждение (Results and discussion)

На первом этапе были получены прогнозы электропотребления с использованием моделей ARMAX и Random Forest. Для каждой модели вычислены ошибки прогнозирования, после чего сформированы временные ряды ошибок чистой нагрузки энергосистемы с учетом прогнозных ошибок генерации ВЭС и СЭС. Результаты расчётов ошибок чистой нагрузки энергосистемы для двух случаев приведены на рис. 1 и 2.

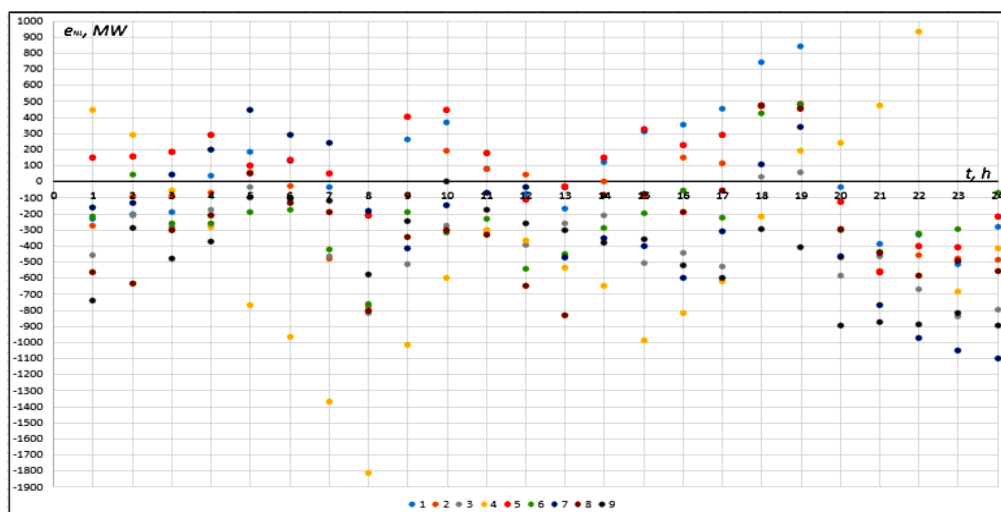


Рис. 1. Почасовые ошибки прогнозирования чистой нагрузки энергосистемы при использовании модели ARMAX

Fig.1. Hourly Net Load Forecasting Errors of the Power System Using the ARMAX Model

На рис. 1 представлены ошибки прогнозирования чистой нагрузки энергосистемы, полученные с использованием модели ARMAX. По оси абсцисс отложены часы суток (1–24), а различными цветами обозначены отдельные дни исследуемого периода продолжительностью девять суток.

Анализ результатов показывает, что ошибки прогнозирования имеют выраженный стохастический характер и изменяются как по величине, так и по знаку. Для большинства часов суток наблюдаются как положительные, так и отрицательные ошибки, что свидетельствует об отсутствии систематического смещения модели ARMAX относительно фактической чистой нагрузки. Следовательно, модель в среднем не демонстрирует устойчивого завышения или занижения прогнозируемых значений.

Полученные результаты также показывают, что распределение ошибок является асимметричным и содержит длинные хвосты. Наличие значительных экстремальных отклонений свидетельствует о том, что предположение о нормальном распределении ошибок может приводить к недооценке вероятности возникновения крупных ошибок прогнозирования.

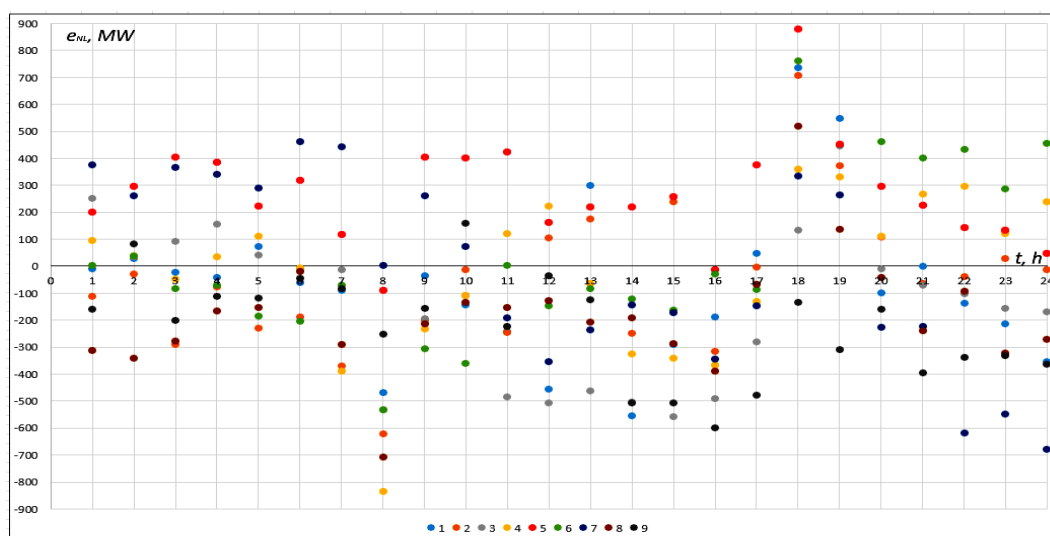


Рис. 2. Почасовые ошибки прогнозирования чистой нагрузки энергосистемы при использовании модели Random Forest

Fig.2. Hourly Net Load Forecasting Errors of the Power System Using the Random Forest Model

На рис. 2 представлены почасовые ошибки прогнозирования чистой нагрузки энергосистемы, полученные с использованием модели Random Forest за исследуемый период продолжительностью девять суток.

Анализ распределения ошибок показывает, что, как и в случае модели ARMAX, ошибки имеют случайный характер и распределены относительно нулевого значения. Это свидетельствует об отсутствии выраженного систематического смещения прогноза и подтверждает корректность обучения модели на исторических данных.

Распределение ошибок также характеризуется меньшей асимметрией и более равномерным разбросом относительно нулевого значения. Следовательно, использование модели Random Forest приводит к снижению неопределенности прогнозирования чистой нагрузки, что непосредственно влияет на величину рассчитываемых регулирующих резервов.

На втором этапе по сформированным массивам ошибок были рассчитаны основные статистические показатели качества прогнозирования: средняя абсолютная ошибка (MAE), среднеквадратическая ошибка (RMSE), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE), математическое ожидание ошибок и их среднеквадратическое отклонение. Результаты расчётов приведены в таблице 1.

Таблица 1 представляет сравнительные показатели качества прогнозирования электропотребления и чистой нагрузки при использовании моделей ARMAX и Random Forest. Для оценки точности прогнозирования использованы средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE), среднеквадратическая ошибка (RMSE), систематическая ошибка (BIAS) и стандартное отклонение ошибок.

Результаты показывают, что применение модели Random Forest обеспечивает существенное повышение точности прогнозирования по сравнению с моделью ARMAX как для электропотребления, так и для чистой нагрузки.



Таблица 1. Сравнение показателей качества моделей прогнозирования электропотребления (ARMAX и Random Forest)

Table 1. Comparison of forecasting performance metrics for the ARMAX and Random Forest models

Показатель	Единица измерения	модель ARMAX		модель Random Forest	
		потребление	чистая нагрузка	потребление	чистая нагрузка
MAE	МВт	269,37	367,04	113,62	246,2
MAPE	%	3,157	5,167	1,307	3,451
RMSE	МВт	354,56	459,64	156,94	314,42
BIAS	МВт	-193,2	-220,5	-13,72	-41,03
Стандартное отклонение	МВт	297,992	404,219	238,58	312,45

Для электропотребления значение MAE снизилось с 269,37 МВт для ARMAX до 113,62 МВт для Random Forest, то есть на 57,8 %. Среднеквадратическая ошибка RMSE уменьшилась с 354,56 МВт до 156,94 МВт, что соответствует снижению на 55,7 %. Аналогичная тенденция наблюдается для показателя MAPE: его значение снизилось с 3,157 % до 1,307 %, или на 58,6 %. Полученное значение MAPE свидетельствует о высокой точности краткосрочного прогнозирования электропотребления.

Особенно заметное улучшение наблюдается по показателю BIAS. Для модели ARMAX систематическая ошибка составила -193,2 МВт, тогда как для Random Forest она снизилась до -13,72 МВт. Таким образом, абсолютная величина систематической ошибки уменьшилась примерно на 92,9 %. Это указывает на существенное снижение систематического смещения прогнозируемых значений относительно фактических данных.

Для чистой нагрузки, являющейся одним из основных параметров при определении потребности энергосистемы в регулирующем резерве, также наблюдается существенное повышение точности прогнозирования. Значение MAE уменьшилось с 367,04 МВт до 246,20 МВт, то есть на 32,9 %. Значение RMSE снизилось с 459,64 МВт до 314,42 МВт, что соответствует уменьшению на 31,6 %. Средняя абсолютная процентная ошибка MAPE уменьшилась с 5,167 % до 3,451 %, или на 33,2 %.

Существенное изменение наблюдается и по показателю BIAS: его абсолютное значение уменьшилось с 220,5 МВт для ARMAX до 41,03 МВт для Random Forest. Таким образом, систематическое смещение прогноза чистой нагрузки сократилось примерно на 81,4 %. Это свидетельствует о более точном воспроизведении моделью Random Forest фактической динамики чистой нагрузки.

Стандартное отклонение ошибок прогнозирования электропотребления снизилось с 297,99 МВт до 238,58 МВт, а для чистой нагрузки — с 404,219 МВт до 312,45 МВт. Снижение стандартного отклонения составляет соответственно 19,9 % и 22,7 %. Поскольку стандартное отклонение характеризует разброс ошибок прогнозирования, его уменьшение непосредственно связано со снижением неопределённости прогнозируемого режима.

Таким образом, применение модели Random Forest позволяет не только повысить точность прогнозирования электропотребления и чистой нагрузки, но и сократить статистическую неопределённость прогнозируемых значений. Для рассматриваемой задачи это имеет принципиальное значение, поскольку ошибка прогноза чистой нагрузки непосредственно учитывается при формировании вероятностного диапазона её изменения и последующем определении требуемого регулирующего резерва энергосистемы.

Полученные результаты демонстрируют, что уменьшение как средней величины ошибок, так и их разброса приводит к снижению неопределённости прогнозирования электропотребления. Это создает предпосылки для уменьшения требуемого объема регулирующих резервов при сохранении заданного уровня надежности покрытия ошибок прогнозирования. Следовательно, использование модели Random Forest не только повышает точность прогнозирования, но и способствует более эффективному использованию регулирующих ресурсов энергосистемы.

Следует отметить, что целью настоящего исследования является не сравнение алгоритмов машинного обучения как таковых, а анализ влияния точности прогнозирования на вероятностную оценку регулирующих резервов энергосистемы. Поэтому результаты, представленные в табл. 1, рассматриваются как исходные статистические характеристики для последующего построения эмпирического распределения ошибок прогнозирования, определения квантилей, расчета восходящего и нисходящего регулирующих резервов. Такой подход позволяет количественно оценить влияние повышения точности прогноза на сокращение необходимого объема резервируемой мощности энергосистемы.

На третьем этапе выполняется анализ ошибок прогнозирования чистой нагрузки ЭЭС. На рис. 3 представлена зависимость частоты возникновения ошибок прогнозирования чистой нагрузки от величины ошибки для моделей ARMAX и Random Forest.

Анализ полученных результатов показывает, что распределение ошибок для рассматриваемых моделей существенно различается. Для модели ARMAX наблюдается широкий диапазон изменения ошибки – приблизительно от -1700 до $+800$ МВт. Основная часть наблюдений сосредоточена в области отрицательных значений ошибки, при этом максимальная частота наблюдений достигает около 50 и соответствует интервалу вблизи -300 МВт. Наличие значительного числа наблюдений в области отрицательных ошибок, а также протяжённого отрицательного хвоста свидетельствует о существенной асимметрии распределения ошибки прогнозирования.

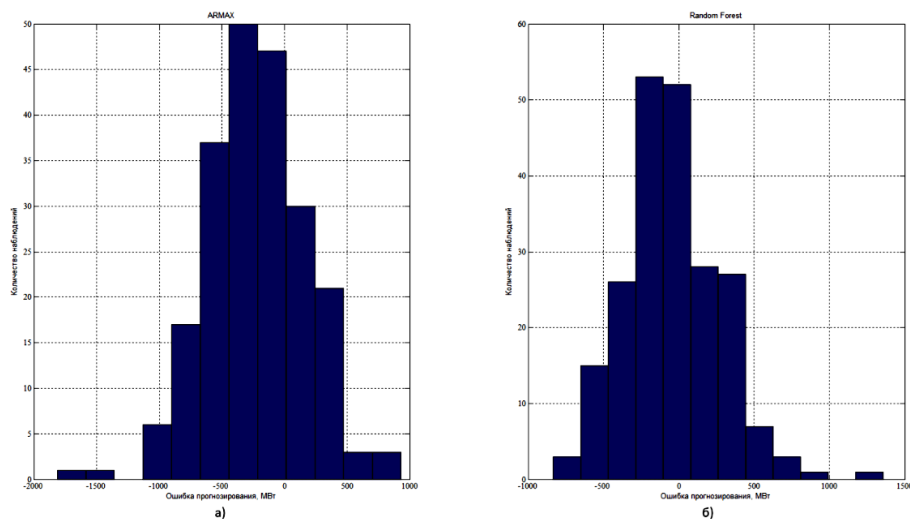


Рис. 3. Распределение ошибок прогнозирования чистой нагрузки: а – для модели ARMAX; б – для модели Random Forest

Fig.3. Distribution of forecasting errors of the net load: а – for the ARMAX model; б – for the Random Forest model

Для модели Random Forest диапазон изменения ошибок составляет приблизительно от -750 до $+1150$ МВт. Максимальная концентрация наблюдений отмечается в области от -300 до 0 МВт, где количество наблюдений достигает порядка 52–53. По мере удаления ошибки от указанного диапазона частота её возникновения снижается. При этом положительный хвост распределения достигает приблизительно $+1150$ МВт, однако соответствующие значения имеют относительно низкую частоту возникновения.

Сопоставление полученных распределений показывает, что применение модели Random Forest приводит к изменению характера распределения ошибок прогнозирования. В частности, основное количество ошибок оказывается сосредоточенной в более узком диапазоне относительно наиболее вероятных значений. Это указывает на снижение неопределённости прогнозирования чистой нагрузки в наиболее вероятной области реализации ошибки.

Оценка эффективности моделей прогнозирования при формировании регулирующего резерва не может основываться исключительно на экстремальных значениях ошибок. Отдельные максимальные отклонения характеризуют хвосты распределения, но не определяют непосредственно рациональный объём резерва. Для решения данной задачи необходимо учитывать вероятность покрытия заданного диапазона ошибок. В связи с этим дальнейший анализ выполняется на основе эмпирических вероятностных распределений и соответствующих квантильных характеристик.

Полученное распределение ошибок имеет непосредственное значение для определения регулирующего резерва энергосистемы. При увеличении диапазона ошибок прогнозирования возрастает объём резерва, необходимый для обеспечения заданной вероятности покрытия неопределённости чистой нагрузки. Поэтому снижение концентрации ошибок в удалённых от нулевого значения областях может обеспечить уменьшение требуемого объёма регулирующих ресурсов при сохранении заданного уровня надёжности.

На рис. 4 представлена зависимость эмпирической вероятности от величины ошибки прогнозирования чистой нагрузки для моделей ARMAX и Random Forest.

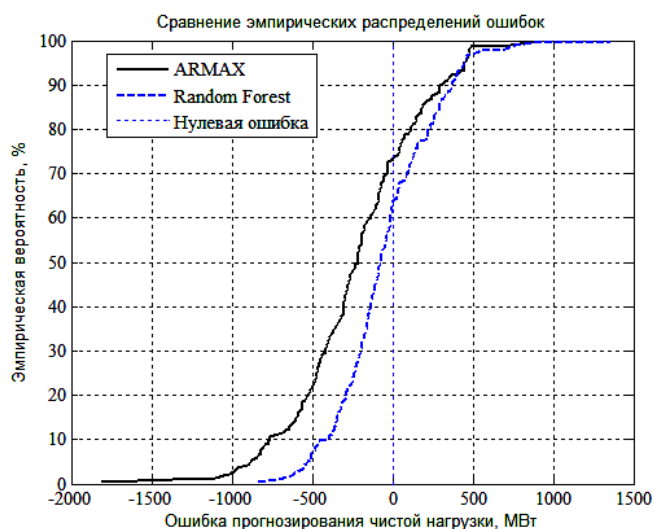


Рис. 4. Эмпирические распределения ошибок прогнозирования чистой нагрузки для моделей ARMAX и Random Forest

Fig.4. Empirical Distributions of Net Load Forecasting Errors for the ARMAX and Random Forest Models

Анализ кривых показывает, что распределения ошибок для двух моделей имеют различный характер. Кривая ARMAX в основной области распределения расположена левее кривой Random Forest, что свидетельствует о различии статистических характеристик ошибок прогнозирования. Для модели ARMAX значительная часть наблюдений характеризуется отрицательными ошибками, а диапазон их изменения достигает приблизительно -1700 МВт. Для Random Forest отрицательная граница распределения находится ближе к нулю -750 МВт, однако при этом наблюдается более протяженный положительный хвост распределения.

Особый интерес представляет область вероятностей 70–95 %, поскольку именно она имеет практическое значение при формировании регулирующего резерва. В этой области кривые демонстрируют существенное расхождение. Например, при вероятности порядка 80 % значение ошибки, соответствующее данной вероятности, для ARMAX находится примерно в области от -100 до 0 МВт, тогда как для Random Forest – в области 0 – 150 МВт. При вероятности около 90 % обе кривые приближаются к положительной области, однако положение соответствующих квантилей также различается.

Полученные результаты показывают, что повышение точности прогнозирования электропотребления изменяет характер распределения ошибок: их величины и частота возникновения для отрицательных и положительных отклонений различаются. Поэтому при расчёте регулирующего резерва необходимо отдельно определять восходящий и нисходящий резерв.

Важным результатом является также различие поведения распределений в хвостах. Для ARMAX характерен более выраженный отрицательный хвост, тогда как для Random Forest наблюдается относительно более протяженный положительный хвост. Это означает, что применение Random Forest может приводить к снижению потребности в нисходящем резерве при одновременном увеличении требований к восходящему резерву. Именно такая тенденция наблюдается и при определении рациональных точек методом Knee Point: нисходящий резерв снизился с 598 до $555,4$ МВт, тогда как восходящий увеличился с 203 до $462,49$ МВт.

Следовательно, результаты эмпирического распределения подтверждают, что изменение модели прогнозирования оказывает влияние не только на величину ошибки, но и на структуру неопределённости чистой нагрузки, определяющую потребность энергосистемы в регулирующих ресурсах.

На четвёртом этапе выполняется анализ рациональных решений Knee Point. На рис. 5 представлены фронты Парето, характеризующие зависимость вероятности покрытия ошибок прогнозирования от суммарного объёма регулирующего резерва для моделей ARMAX и Random Forest. Каждая точка кривой соответствует определённому уровню вероятности покрытия и необходимому для его обеспечения объёму резерва. Квадратом отмечена рациональная точка Knee Point для модели ARMAX, а окружностью – соответствующая точка для модели Random Forest.

Сравнение полученных зависимостей показывает, что увеличение объёма регулирующего резерва для обеих моделей сопровождается ростом процента покрытия ошибок. Вместе с тем модели имеют различную способность обеспечивать заданный уровень покрытия.

Для ARMAX рациональная точка, определённая методом Knee Point, соответствует уровню покрытия 72,2 %. Это означает, что при выбранном рациональном объёме резерва обеспечива-

ется покрытие приблизительно 72 % ошибок прогнозирования. Для Random Forest рациональный уровень покрытия составляет 93,5 %, то есть в рациональной точке покрывается более 93 % наблюдаемых ошибок. Применение Random Forest позволяет увеличить рациональный процент покрытия ошибок на 21,3%.

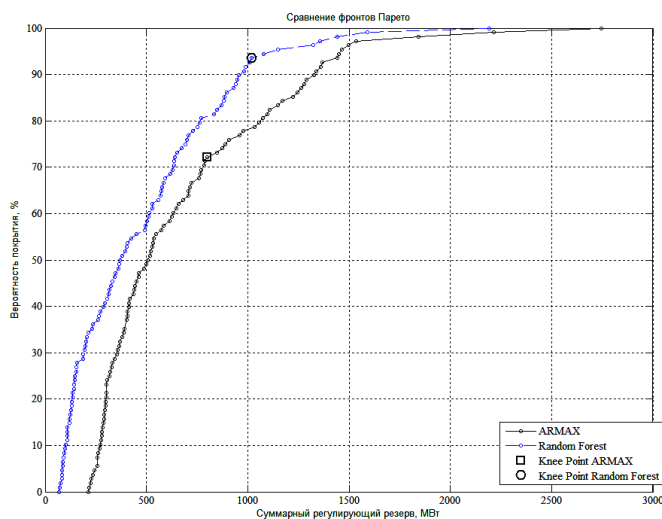


Рис. 5. Фронты Парето для моделей ARMAX и Random Forest при различной вероятности покрытия ошибок прогнозирования

Fig.5. Empirical Distributions of Net Load Forecasting Errors for the ARMAX and Random Forest Models

Для количественной оценки влияния точности прогнозирования на величину регулирующего резерва выполнено сопоставление моделей ARMAX и Random Forest при одинаковом уровне вероятности покрытия ошибок прогнозирования. В качестве сравнительного уровня принята вероятность покрытия 93,519 %, соответствующая рациональной точке, определённой методом *Knee Point* для модели Random Forest.

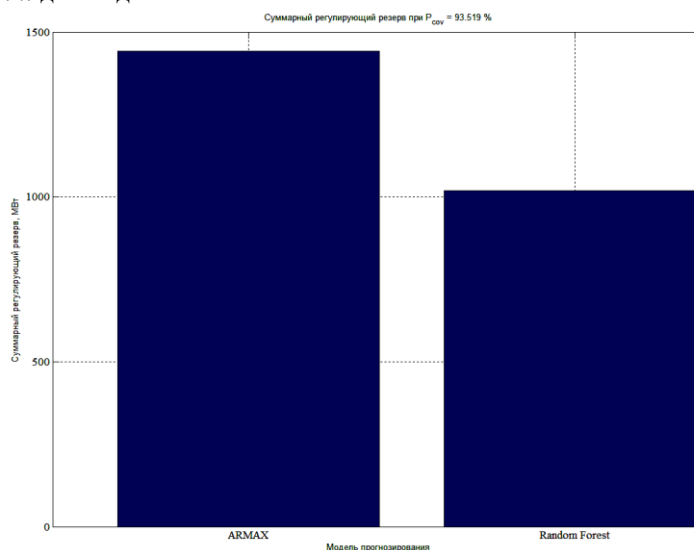


Рис. 6. График сравнения суммарного регулирующего резерва при использовании различных моделей прогнозирования

Fig.6. Comparison of the total regulating reserve under different forecasting models

При заданной вероятности покрытия для модели ARMAX нижняя и верхняя границы распределения ошибки составили соответственно –967 и 474 МВт. В соответствии с этим требуемые объёмы нисходящего и восходящего регулирования составили 967 и 474 МВт, а суммарный регулирующий резерв – 1441 МВт.

Для модели Random Forest при той же вероятности покрытия 93,519 % границы ошибки составили –555,4 и 462,49 МВт. Соответствующие значения нисходящего и восходящего резерва составили 555,4 и 462,49 МВт, а суммарный регулирующий резерв – 1017,89 МВт.

Сопоставление полученных результатов показывает, что при сохранении одинакового уровня покрытия ошибок применение модели Random Forest позволяет уменьшить суммарный



регулирующий резерв с 1441 до 1017,89 МВт. Абсолютное снижение составляет 423,11 МВт, что соответствует 29,36 % относительно значения, полученного для ARMAX.

Наибольшее изменение наблюдается в величине нисходящего регулирующего резерва. При использовании ARMAX его значение составляет 967,00 МВт, тогда как для Random Forest – 555,4 МВт. Таким образом, применение Random Forest обеспечивает снижение нисходящего резерва на 411,6 МВт, или 42,56 %. Величина восходящего резерва изменяется значительно меньше: с 474 до 462,49 МВт, то есть снижается на 11,51 МВт, или 2,43 %.

4. Заключение (Conclusion)

В статье исследовано влияние точности прогнозирования электропотребления и чистой нагрузки на определение рационального уровня покрытия ошибок и требуемого объёма регулирующего резерва энергосистемы. Для сопоставления рассмотрены модели ARMAX и Random Forest, а оценка неопределённости прогнозирования выполнена на основе эмпирического распределения ошибок.

Повышение точности прогнозирования электропотребления приводит к изменению не только величины ошибок чистой нагрузки энергосистемы, но и характера их распределения. Для моделей ARMAX и Random Forest наблюдаются различия в соотношении отрицательных и положительных отклонений, что непосредственно отражается на потребности в восходящем и нисходящем регулирующем резерве.

Применение метода Knee Point позволило определить рациональные уровни покрытия ошибок для рассматриваемых моделей. Для модели ARMAX рациональная вероятность покрытия составила 72,22 %, тогда как для модели Random Forest – 93,52 %. Использование более точной модели прогнозирования позволило повысить рациональный уровень покрытия ошибок на 21,3 процентного пункта.

Для непосредственной оценки влияния точности прогнозирования электропотребления и чистой нагрузки на объём резерва модели были сопоставлены при одинаковом уровне покрытия ошибок 93,5 %. При данном уровне покрытия использование Random Forest позволило уменьшить суммарный регулирующий резерв с 1441 до 1018 МВт, то есть на 423 МВт (29,36 %) по сравнению с ARMAX. Наибольшее снижение отмечено для нисходящего резерва – с 967 до 555 МВт, или на 412 МВт (42,56 %). Восходящий резерв изменился незначительно – с 474 до 462 МВт, что соответствует снижению на 11,51 МВт (2,43 %).

Полученные результаты свидетельствуют о том, что повышение точности прогнозирования электропотребления и чистой нагрузки энергосистемы оказывает существенное влияние прежде всего на объём нисходящего регулирующего резерва. При этом уровень покрытия ошибок остаётся неизменным и составляет 93,519 %, что позволяет непосредственно сопоставить потребность в резерве для двух моделей без влияния различия вероятностей покрытия.

Таким образом, полученные результаты подтверждают, что повышение точности прогнозирования электропотребления и чистой нагрузки позволяет повысить уровень покрытия прогнозных ошибок и одновременно сократить требуемый объём регулирующего резерва при одинаковом уровне надёжности. Предложенный подход, основанный на анализе распределения ошибок и определении рациональной точки методом Knee Point, может быть использован при обосновании требуемого объёма регулирующего резерва энергосистем с учётом неопределённости прогнозирования.

ЛИТЕРАТУРА

1. Аллаев К. Р., Махмудов Т. Ф., Лосев Д. Ю. Вероятностная оценка краткосрочной гибкости энергосистемы с учетом ошибок прогнозов генерации и потребления // *Электричество*. 2026. № 8. -С. 17–28. DOI: 10.24160/0013-5380-2026-8-17-28.
2. Mousavi Agah S. M., Flynn D. Impact of modelling non-normality and stochastic dependence of variables on operating reserve determination of power systems with high penetration of wind power // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2018. Vol. 97. P. 146–154. DOI: 10.1016/j.ijepes.2017.11.002.
3. Holttinen H., Milligan M., Ela E., et al. Methodologies to Determine Operating Reserves Due to Increased Wind Power // *IEEE Power and Energy Society General Meeting*. 2013. DOI: 10.1109/PESMG.2013.6673067.
4. Zhao C., Wan C., Song Y. Operating Reserve Quantification Using Prediction Intervals of Wind Power: An Integrated Probabilistic Forecasting and Decision Methodology // *IEEE Transactions on Power Systems*. 2021. Vol. 36, No. 4. P. 3701–3714. DOI: 10.1109/TPWRS.2021.3053847.



5. Wang B., Hobbs B. F. A Flexible Ramping Product: Can It Help Real-Time Dispatch Markets Approach the Stochastic Dispatch Ideal? // *Electric Power Systems Research*. 2014. Vol. 109. P. 128–140. DOI: 10.1016/j.epsr.2013.12.009.

REFERENCES

1. Allaev, K. R., Makhmudov, T. F., Losev, D. Y. Probabilistic Assessment of Short-Term Power System Flexibility Considering Forecast Errors of Generation and Consumption. *Elektrichestvo (Electricity)*, 2026, No. 8, pp. 17–28. DOI: 10.24160/0013-5380-2026-8-17-28.
2. Mousavi Agah S. M., Flynn D. Impact of modelling non-normality and stochastic dependence of variables on operating reserve determination of power systems with high penetration of wind power // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2018. Vol. 97. P. 146–154. DOI: 10.1016/j.ijepes.2017.11.002.
3. Holttinen H., Milligan M., Ela E., et al. Methodologies to Determine Operating Reserves Due to Increased Wind Power // *IEEE Power and Energy Society General Meeting*. 2013. DOI: 10.1109/PESMG.2013.6673067.
4. Zhao C., Wan C., Song Y. Operating Reserve Quantification Using Prediction Intervals of Wind Power: An Integrated Probabilistic Forecasting and Decision Methodology // *IEEE Transactions on Power Systems*. 2021. Vol. 36, No. 4. P. 3701–3714. DOI: 10.1109/TPWRS.2021.3053847.
5. Wang B., Hobbs B. F. A Flexible Ramping Product: Can It Help Real-Time Dispatch Markets Approach the Stochastic Dispatch Ideal? // *Electric Power Systems Research*. 2014. Vol. 109. P. 128–140. DOI: 10.1016/j.epsr.2013.12.009.