

Прогностические модели надежности передачи электрической энергии (на примере АО «Тываэнерго») Predictive models of the dependability of electric power transmission (using the example of AO Tyvaenergo)

Наумов И.В.^{1,2}

Naumov I.V.^{1,2}

¹Иркутский национальный исследовательский технический университет, Российская Федерация, Иркутск,

²Иркутский государственный аграрный университет имени А.А. Ежевского, Российская Федерация, Иркутск

¹Irkutsk National Research Technical University, Russian Federation, Irkutsk, ²A.A. Yezhevsky Irkutsk State Agrarian University, Russian Federation, Irkutsk

professornaumov@list.ru



Наумов И.В.

Резюме. Цель. Произведен анализ повреждаемости электрических сетей компании АО «Тываэнерго» период 2014-2022 гг. и превентивная оценка аварийных отключений в сетях этой компании в 2023 г. Дана краткая историческая справка образования компании, приведена характеристика ее электросетевой структуры. Рассмотрена повреждаемость элементов, а также основного электрооборудования электрических сетей компании. Проанализировано количество электрической энергии, недопоставленной потребителям в результате аварийных отключений. Осуществлена классификация количества отказов в зависимости от величины недоотпуска электрической энергии. Произведено исследование применимости отдельных методов прогнозирования количества аварийных отключений для полученного интерполированного ряда предшествующих отказов. Установлен наиболее целесообразный метод, на основании которого произведена превентивная оценка повреждаемости исследуемых электрических сетей по каждому месяцу 2023 г. **Методы.** В статье применяются методы математического анализа, общенаучные методы научных исследований, свойства и возможности графического редактора MATLAB и таблиц Excel. Для создания прогнозных моделей рассмотрены статистические и кибернетические методы прогнозирования. Произведена оценка вероятности возникновения событий отказов в исследуемых электрических сетях. Получены уравнения авторегрессионных моделей событий отказов, позволяющие произвести прогностическую оценку отказов по месяцам года. **Результаты** исследования могут быть полезны специалистам компании Тываэнерго, а также другим электросетевым компаниям, разрабатывающим перспективные противоаварийные мероприятия по повышению уровня надежности электроснабжения. **Заключение.** Предлагаемый в статье подход к превентивной оценке аварийных отключений показал, что наиболее эффективным методом прогнозирования отказов в электрических сетях компании является метод авторегрессионных моделей с использованием технологий интерполяции данных предшествующих отказов. При этом вероятность осуществления прогноза составляет 95%.

Abstract. Aim. The paper analysed the damage rate of the electric power networks of AO Tyvaenergosbyt between 2014 and 2022 and preventively evaluates emergency shutdowns in the company's networks in 2023. The author provides a brief historical reference regarding the company's foundation, a description of the structure of its power supply network. The damage rate of elements, as well as main electrical equipment of the company's power supply network were examined. The quantity of electrical power undersupplied to customers as the result of emergency shutdowns was analysed. The number of failures was classified depending on the amount of undersupplied electrical power. The paper studied the applicability of certain methods of prediction of the number of emergency shutdowns for the obtained interpolated series of preceding failures. The most appropriate method was established that was used for preventively evaluating the damage rate of the examined power networks for each month of 2023. **Methods.** The paper uses methods of mathematical analysis, general scientific methods of research, properties and capabilities of the MATLAB graphic interface and Excel tables. Statistical and cybernetical methods of prediction were considered for the purpose of predictive model development. The probability of failures within the examined power networks was evaluated. Equations were obtained for autoregression failure models that enable predictive evaluation of failure by months. **Results** of the study may prove to be useful to the experts of Tyvaenergosbyt, as well as other power grid companies that are developing advanced emergency prevention activities aimed at improving the reliability of power supply. **Conclusion.** The approach to predictive evaluation of emergency shutdowns proposed in the paper showed that the most efficient method of predicting failures in a company's power networks is the method of autoregression models using interpolation of data on preceding failures. The probability of prediction fulfilment is 95%.

Ключевые слова: прогностическая модель, повреждаемость, прогностическая оценка, уравнение авторегрессии, искусственная нейронная сеть, отказы, недоотпуск электроэнергии.

Keywords: predictive model, damage rate, predictive valuation, autoregression equation, artificial neural network, failures, undersupply of energy.

Для цитирования: Наумов И.В. Прогностические модели надежности передачи электрической энергии (на примере АО «Тываэнерго») // Надежность. 2023. №4. С 31-38. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2023-23-4-31-38>

For citation: Naumov I.V. Predictive models of the dependability of electric power transmission (using the example of AO Tyvaenergo). Dependability 2023;4:31-38. <https://doi.org/10.21683/1729-2646-2023-23-4-31-38>

Поступила: 31.05.2023 / **После доработки:** 26.09.2023 / **К печати:** 20.11.2023

Received on: 31.05.2023 / **Upon revision:** 26.09.2023 / **For printing:** 20.11.2023

Введение

Уровень электропотребления в нашей стране увеличивается, и будет возрастать год от года. Это, безусловно связано с увеличивающимися темпами развития всех отраслей хозяйственной деятельности государства. Так, по опубликованным данным, спрос на электрическую энергию по ЕЭС России к концу 2027 г. оценивается в размере 1159,905 млрд. кВт·ч, что больше объема потребления электрической энергии 2020 г. на 126,187 млрд. кВт·ч.¹ При этом следует учитывать и продолжающуюся специальную военную операцию, требующую значительных энергетических затрат при производстве гигантского количества военной продукции. В связи с этим снижение уровня аварийности при транспортировке электроэнергии (ЭЭ) к месту ее потребления и, соответствующее уменьшение величины ее недоотпуска является одной из важнейших задач Российской электроэнергетики.

Надежность транспорта (ЭЭ) является одним из наиболее значимых критериев оценки уровня эффективности электроснабжения. При этом передача ЭЭ посредством воздушных линий электропередачи является наиболее уязвимым способом ее транспорта, поскольку зависит от многочисленных факторов, связанных с территориальными и климатическими особенностями местности, условий эксплуатации и степени старения и износа основных элементов электрических сетей.

Осуществление систематического анализа уровня аварийности многочисленных электроэнергетических сетевых компаний на территории России, установление причинности возникновения событий тех или иных отказов, установление взаимосвязи возникновения аварий с сезонными, климатическими и другими особенностями отдельных территорий – все это позволяет создавать надежную базу данных аварийности в структурных подразделениях ПАО «Россети». А накопление таких данных, в свою очередь, позволяет осуществлять

превентивную оценку возможных нарушений электрообеспечения для отдельных компаний на определенную перспективу.

В научной литературе неоднократно освещались вопросы анализа надежности транспорта ЭЭ в различных электросетевых компаниях России [1-6]. Прогнозирование уровня надежности обеспечения электроэнергией во многом снижает риски перерывов электроснабжения и, соответственно, способствует не только повышению эффективности использования ЭЭ, но также и сохранности элементов электрических сетей и основного электрооборудования. Это становится возможным вследствие проведения соответствующих превентивных мероприятий, разработанных на основе данных прогностического анализа функционирования электрических исследуемых сетей.

В основе методов вероятностного анализа электроэнергетических задач лежат достаточно глубоко проработанные и сформированные преобразования систем случайных величин. В результате расчеты режимов работы технических систем с учетом вероятностной природы их параметров зачастую сводятся к детерминированным расчетам, например, в качестве исходных данных рассматриваются средние значения наблюдаемых величин².

К распространенным методам прогнозирования относят статистические методы и методы Data Mining (интеллектуальный анализ данных). При этом к статистическим методам относятся методы теории вероятностей и математической статистики; регрессионного анализа; максимального правдоподобия, экстраполяция временных рядов и др. Для оценки многих, случайно изменяющихся, параметров используются законы распределения вероятностей, среди которых выделим нормальное, гамма, Вейбулла, Пирсона III типа, трехпараметрическое степенное и др.³ Но следует отметить,

² Основные законы распределения. [Электронный ресурс]. – Режим допуска: <http://www.mathtask.ru/0032-principal-laws-of-distribution.php> (дата обращения: 20.05.2023).

³ Теория вероятностей и математическая статистика. [Электронный ресурс]. – Режим допуска: https://portal.tpu.ru/SHARED/c/CHERNYSHEVAT/academics/TViMS/Tab/Sluch_Velich.pdf (дата обращения: 24.05.2023).

¹ Об утверждении схемы и программы развития Единой энергетической системы России на 2021-2027 годы / Приказ Министерства энергетики Российской Федерации №88 от 26 февраля 2021 г. Электронный ресурс: <https://minenergo.gov.ru/node/20706>. 28.12. 2021/

что одним из условий построения закона распределения вероятностей является отсутствие автокорреляционной связи между значениями исследуемого параметра.

В случае, когда значение коэффициента превышает 0,7, можно говорить о наличии сильной внутрирядной связи, позволяющей строить авторегрессионные уравнения и осуществлять прогноз исследуемого показателя. В этом случае уместно использовать кибернетические методы Data Mining, в которых используются основы компьютерной математики и технологии искусственного интеллекта. В число таких методов входят: эволюционное программирование, использование искусственных нейронных сетей, системы обработки экспертных знаний¹. В статье использовался метод искусственных нейронных сетей (НС), как наиболее часто применяемый в превентивной оценке событий в электроэнергетических системах. В качестве средства создания НС выбрана среда моделирования Matlab, поскольку она является простой в использовании и обладает высокой скоростью работы [7].

Характеристика электрических сетей АО «Тываэнергосбыт»

Условимся в дальнейшем именовать рассматриваемый объект исследования ТЭ.

История электрификации Тувинской республики начинается с 1925 г., когда впервые в единственном каменном здании г. Кызыл был установлен нефтяной генератор, вырабатывающий 40 кВт·ч электрической энергии. И только в 1932 г. была первая электростанция, мощностью 500 кВт.²

В своем современном виде АО ТЭ было организовано 01.03 2020 г. В его состав входит 4 основных отделения районных электрических сетей (РЭС) (Центральные РЭС, Западные РЭС, Южные РЭС, Восточные РЭС) и одно производственное объединение «Тываэнергосбыт». Общая территория обслуживания составляет 110,28 тыс. кв. км, а протяженность 8379 км. Протяженность ЛЭП по классам номинального напряжения представлена на рис. 1. Как видно из этого рисунка наиболее протяженными являются линии 6-10 кВ. При этом, в составе ЛЭП всех напряжений, на долю кабельных линий приходится 10,5%. Общее количество подстанций (ПС) составляет 1225 ед. из них 35 ПС 110/35 кВ и 1190 ПС 6-10/0,4 кВ³. Общее количество населения, проживающего в населенных пунктах на территории 17 районов, получающих электрическую энергию от сетей

ТЭ (5 городов, 1 поселок городского типа, 144 сельских населенных пунктов) составляет 336251 чел.^{4,5}. Анализ баланса электрической энергии за период 2016-2021 гг. показал, что общий объем переданной энергии в сети ТЭ составил 10133,193 млн. кВт·ч, а общее количество полезного отпуска ЭЭ из сетей ТЭ потребителям составил 2770,159 млн. кВт·ч. При этом Суммарное количество потерь ЭЭ по сетям всех напряжений составило 1334354 млн. кВт·ч.⁶

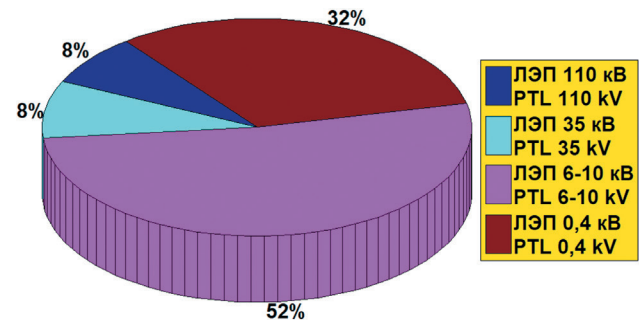


Рис. 1. Характеристика протяженности ЛЭП компании по уровням номинального напряжения

Анализ уровня аварийности электрических сетей ТЭ

Анализ аварийных ситуаций происходивших в сетях ТЭ будем рассматривать за период 2014-2022 гг. На рис. 2-4 представлены диаграммы изменения количества отказов и величины недоотпуска электрической энергии за исследуемый период⁷.

Анализ рис. 2-4 показал следующее. За весь период исследования (2014-2022 гг.) общее количество отказов составило 9277. Самым «аварийным» следует считать месяц май, на долю которого приходится 14,7% всех отказов (1362 шт.). При этом следует отметить, что в этом месяце повреждаемость в сетях выше, чем в остальные месяцы для всего ряда лет, за исключением 2019 г. Наименьшее количество повреждений (574 отказа) приходится на долю февраля (6,2%). На рис. 3 ось абсцисс представляет собой изменение по годам: 2014-2022 гг.

В целом, наибольшее количество повреждений происходит в весенне-летний период (май, июнь, июль) – 34,5% (3198 отк.), наименьшее соответствует совокупности август, сентябрь, октябрь – 20,7% (1921 отк.). Другие месяцы: ноябрь, декабрь, январь – 21,6% (2007 отк.); февраль, март, апрель – 23,2% (2151 отк.).

⁴ Численность населения в Тыве. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://gogov.ru/population-ru/tva> (дата обращения: 26.02.2023).

⁵ Населенные пункты Тывы. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://ru.wikipedia.org/wiki/> (дата обращения: 26.02.2023).

⁶ Россети Сибирь Тываэнерго. Раскрытие информации. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.tuvaenergo.ru/about/outinf.php> (дата обращения: 26.02.2023).

⁷ Сводные данные об аварийных отключениях Тываэнерго. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.tuvaenergo.ru/about/nstat.php> (дата обращения: 26.05.2023).

¹ Обзор методов Data Mining. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://hsbi.hse.ru/articles/metody-data-mining-obzor-i-klassifikatsiya/> (дата обращения: 24.05.2023).

² История АО «Тываэнерго» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http://www.tuvaenergo.ru/museum/news.php?ELEMENT_ID=845 (дата обращения: 24.05.2023).

³ Россети Сибирь Тываэнерго. Характеристики. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.tuvaenergo.ru/about/harakteristiki.php> (дата обращения: 26.02.2023).

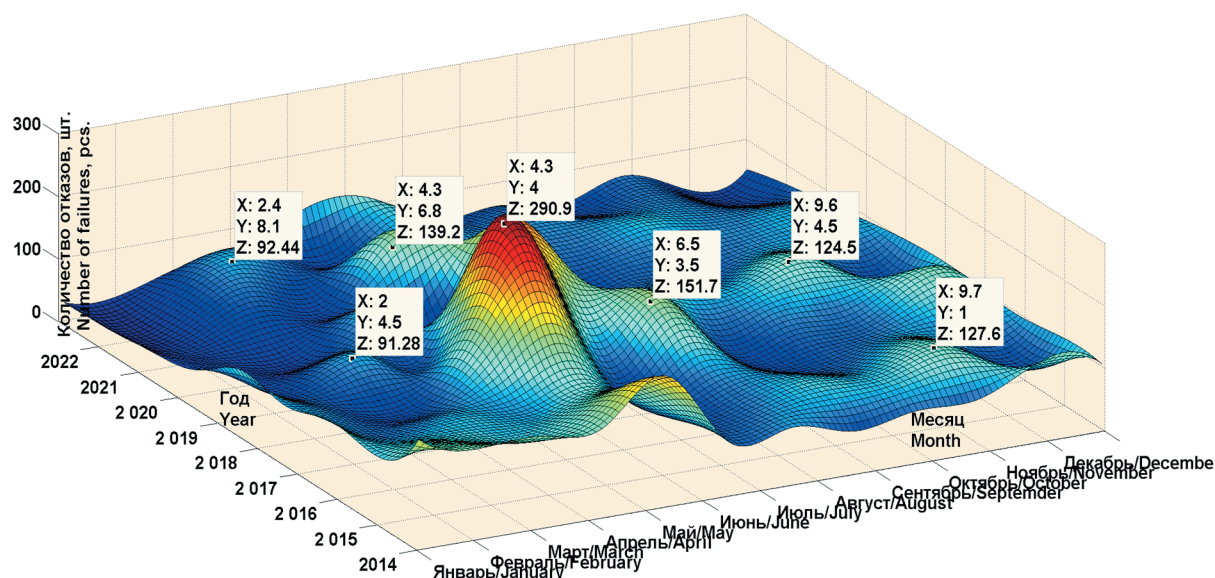


Рис. 2. Изменение количества отказов в исследуемых электрических сетях ТЭ

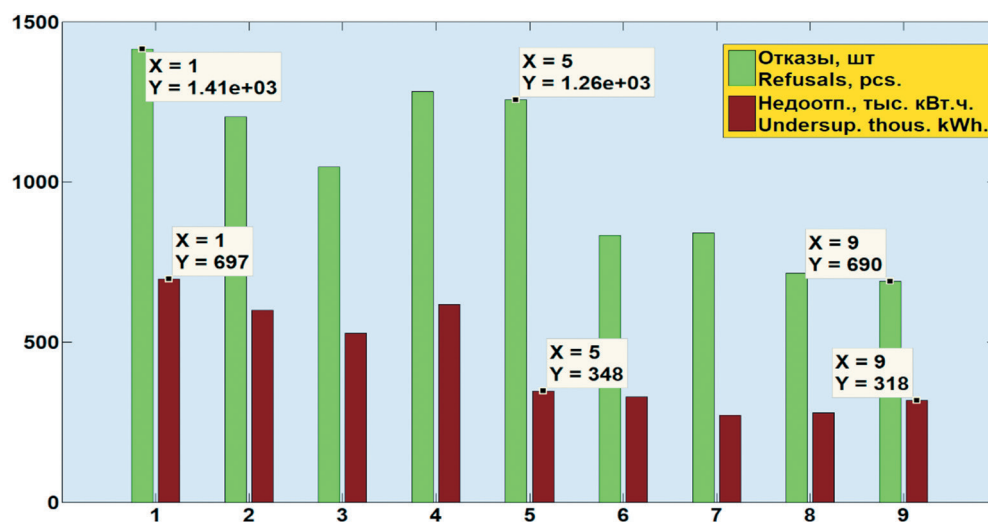


Рис. 3. Диаграммы изменения аварийности и количества недопоставленной энергии в сетях ТЭ

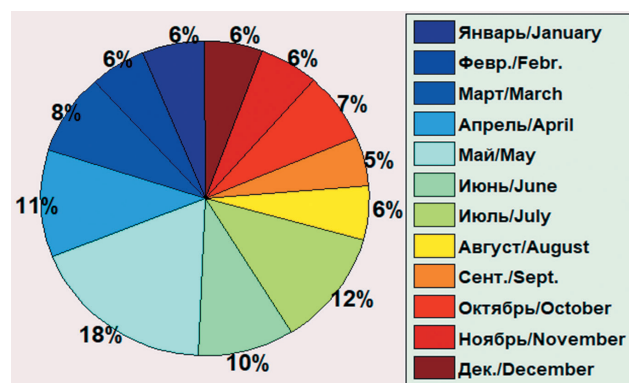


Рис. 4. Распределение суммарного недоотпуска электроэнергии (тыс. кВт·ч.) по месяцам года за исследуемый период (2014-2022 гг.)

Как видно, на протяжении последних 6 лет отмечается устойчивая тенденция снижения аварийности. На основе анализа рис. 3 установлено, что общая величина недо-

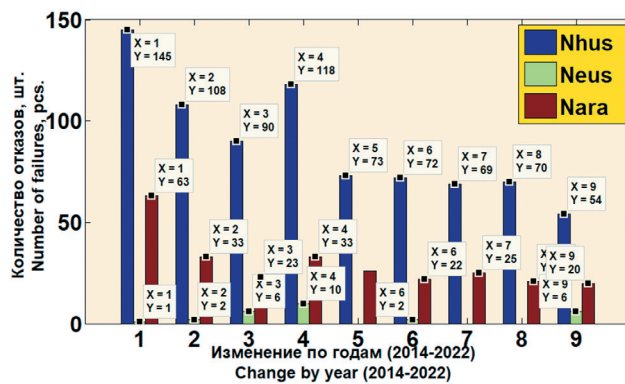
отпуска ЭЭ за исследуемый период составила 3985,11 тыс. кВт·ч ЭЭ.

Вместе с этим простая констатация аварийности не всегда может адекватно оценивать реальную ситуацию последствий аварийных отключений. В общей характеристике отказов большое значение имеет величина недоотпуска электрической энергии.

Из анализа диаграммы (см. рис.4) следует, что наибольший недоотпуск ЭЭ соответствует также месяцу маю – 18,3% (727,5 кВт·ч), наименьший – февралю – 5,55% (221,45 кВт·ч).

Кроме того, существенное значение в общем объеме информации о повреждениях, имеет количество тех отказов, которые привели к значительной величине недоотпуска ЭЭ.

К таким отказам можно отнести: N_{HUS} – количество отказов, в результате которых недоотпуск ЭЭ превышает 1 тыс. кВт·ч (высокоинтенсивные отказы – *high under-supply*); N_{EUS} – количество отказов, в результате


 Рис. 5. Изменение количества отказов (N_{HUS} , N_{EUS} , N_{ARA})

которых недоотпуск ЭЭ превышает 10 тыс. кВт·ч. (экстремальные отказы – *extreme under-supply*). Кроме того, интерес могут представлять и N_{ARA} – количество отказов, после которых питание восстанавливается посредством автоматического повторного включения (самовосстанавливающиеся – *automatic re-activation*).

Как показывает анализ рис. 5, доля HUS-отказов в общем объеме составляет 8,61% (799 отк.) (см. рис. 5, столбцы диаграммы синего цвета), при этом доля EUS-отказов (рис.5, столбцы диаграммы зеленого цвета) в объеме HUS-отказов составляет 3,4% (27 тк.). При этом следует отметить, что отказы EUS-типа в отдельных случаях превышают 30 тыс. кВт·ч. Более всего отказов, повлекших значительный недоотпуск ЭЭ, произошло в 2017 г.: HUS-типа 14,8% (118 отк.), отказов EUS-типа – 2,7% (10 отк.). В 2018, 2020 и 2021 г. отказов EUS-типа не наблюдалось. Количество ARA-отказов (см. рис. 5, столбцы диаграммы красного цвета) в объеме всех произошедших отключений ЭЭ составила 2,87% (266 отключений).

Большинство отказов типа HUS происходило по причине износа ЛЭП 10 кВ. В качестве примера можно привести аварийную ситуацию от 09.01.2017 г. Отказ продолжительностью 2 ч. 53 мин. привел к недоотпуску ЭЭ 1,442 тыс. кВт·ч. Причинами послужило: «3.4.7 Износ шлейфа фазы «А» на опоре №1 к ТП № 489; 4.13 Из-за старения в процессе эксплуатации произошло отгорание шлейфа фазы «А»...»¹. Отказы HUS-типа, в основном происходят в электрических сетях 10-35 кВ и связаны, преимущественно с «3.4.9.02. Превышение параметров воздействия ветровых нагрузок относительно условий проекта...». В низковольтных электрических сетях преимущественной причиной отказов является «несвоевременное перераспределение нагрузок ...» по фазам трехфазной системы. Так, например, за 4-й квартал 2022 г. из общего количества отказов (1029 отключений) на долю отказов по указанной причине относится 41,63% (428 откл.)².

¹ Сводные данные об аварийных отключениях Тывазэнерго за 2 квартал 2017 г. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.tuvaenergo.ru/about/nstat.php> (дата обращения: 26.05.2023).

² Сводные данные об аварийных отключениях Тывазэнерго за 4 квартал 2022 г. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.tuvaenergo.ru/about/nstat.php> (дата обращения: 26.05.2023).

Превентивная оценка повреждаемости электрических сетей ТЭ

Как уже было отмечено выше, получение прогностических оценок возникновения возможных аварийных ситуаций в значительной степени способствует эффективности планируемых противоаварийных мероприятий. Рассмотрим возможность создания прогностических моделей развития аварийных ситуаций на 2023 г. по месяцам каждого года. В качестве основной информации будем использовать суммированные данные отказов по месяцам для каждого года исследуемого периода.

Если рассматривать представленные ряды по годам, то коэффициент автокорреляции по каждому году имеет крайне низкое значение. При рассмотрении изменения отказов по месяцам каждого года коэффициенты автокорреляции каждого ряда принимают иные значения, но для большей части месяцев (с марта по ноябрь) эти значения также имеют низкие значения (от 0,11 до 0,54). Поэтому для увеличения значений выборки используем интерполяцию данных [8], позволяющую определить промежуточные значения ряда.

В качестве инструментария использована программа «Interpolation», позволяющая производить, линейную, билинейную и бикубическую интерполяции. При шаге интерполяции, равном 4, из 9 значений получено 72 значения ряда – 12 рядов для каждого месяца года. С использованием таблиц Excel получены коэффициенты автокорреляции для каждого этих рядов, принимающие значения в диапазоне от 0,982 до 0,999. Для выбора наиболее эффективного метода прогнозирования произведем исследование ряда данных, имеющего самый высокий коэффициент автокорреляции. Это февраль, для которого $\beta = 0,999$. Для проверки будем сравнивать полученное значение прогноза для ряда данных отказов февраля (2014 по 2021 гг.) с известным значением количества отказов для февраля 2022 г. При этом прогнозирование произведем двумя способами: посредством использования статистических методов и кибернетических методов Data Mining.

Статистические методы. В качестве базового метода будем использовать метод регрессионного анализа³.

Используя таблицы Excel, получим модель изменения отказов интерполированного ряда (февраль 2014-2021 гг.), а также уравнение авторегрессии для определения прогнозируемого значения количества отказов в феврале 2022 г. (рис. 6).

Подставляя в полученное уравнение значение последней величины исследуемого ряда (27 отк.), получаем прогнозируемую величину отказов в феврале 2022 г.

³ Трофимова Е.А. Теория вероятностей и математическая статистика: учеб. пособие / Е. А. Трофимова, Н.В. Кисляк, Д.В. Гилев; [под общ.ред. Е.А. Трофимовой] ; М-во образования и науки Рос. Федерации, Урал. федер. ун-т. – Екатеринбург: Изд-во Урал, ун-та, 2018. – 160 с.

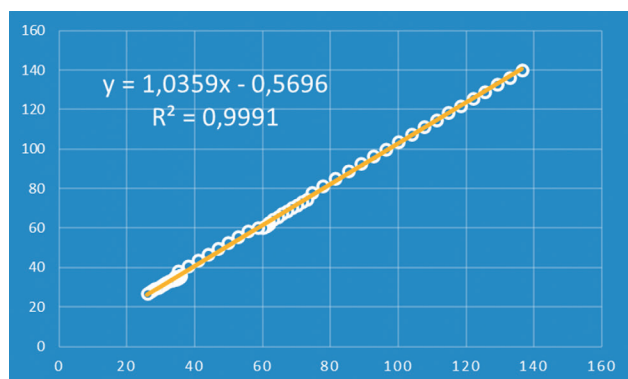


Рис. 6. Авторегрессионная модель и уравнение для получения прогноза количества отказов в феврале 2022 г.

равную 27,3997. Сравнивая значение количества отказов в феврале 2022 г., равное 26, получаем высокую вероятность прогноза, равную 95%.

Использование *кибернетических методов*. В качестве одного из методов используем технологию искусственного интеллекта – метод искусственных нейронных сетей (ИНС) [9].

В качестве инструментария создания ИНС использована среда моделирования MATLAB, поскольку одним из существенных преимуществ данного способа является простота использования и быстрота получения результата. Средой проектирования и обучения ИНС выбраны инструмент временных рядов «Time Series Tool» и нелинейная авторегрессия (NAR), которые позволяют реализовать ИНС прямого распространения, позволяющая предсказать значение результативного признака с учетом предыдущих значений с различным сдвигом d [10].

Для поиска наиболее приемлемого результата прогноза (при сравнении с известным значением количества отказов в феврале 2022 г.), для обозначения и тестирования данных из 64 значений отказов исследуемого ряда, путем случайного перебора данных было принято 7 вариантов соотношений: обучение-утверждение-тестирование (70-15-15; 85-5-10; 90-5-5; 80-10-10; 75-15-10; 85-10-5; 75-10-15).

На рис. 7, а представлен один из рассмотренных вариантов. Кроме того, для каждого из заданных интервалов принимались по несколько вариантов сочетаний количества нейронов и задержек (рис. 7, б).

Табл. 1. Уравнения авторегрессии и результаты прогноза количества отказов в 2023 г

| Месяц года Year month | Уравнение авторегрессии The autoregression equation | Значение прогноза Forecast value |
|--------------------------|--|-------------------------------------|
| Январь/January | $y = 1,0293x - 0,2582; R^2 = 0,995$ | 29 |
| Февраль/February | $y = 1,0359x - 0,5696; R^2 = 0,9991$ | 26 |
| Март /March | $y = 1,0445x - 2,2112; R^2 = 0,979$ | 55 |
| Апрель/April | $y = 1,0053x + 0,459; R^2 = 0,9778$ | 73 |
| Май/May | $y = x; R^2 = 1$ | 115 |
| Июнь/June | $y = 0,9962x + 0,0674; R^2 = 0,9863$ | 107 |
| Июль/July | $y = 0,974x + 2,903; R^2 = 0,9813$ | 58 |
| Август/August | $y = 0,9553x + 3,4491; R^2 = 0,9724$ | 44 |
| Сентябрь/ Sept. | $y = 0,975x + 2,0946; R^2 = 0,9623$ | 60 |
| Октябрь/ October | $y = 0,9813x + 1,9292; R^2 = 0,9867$ | 45 |
| Ноябрь/ Novemb. | $y = 1,0386x - 1,5784; R^2 = 0,9829$ | 51 |
| Декабрь/ Decem. | $y = 0,9912x + 1,5886; R^2 = 0,9961$ | 36 |

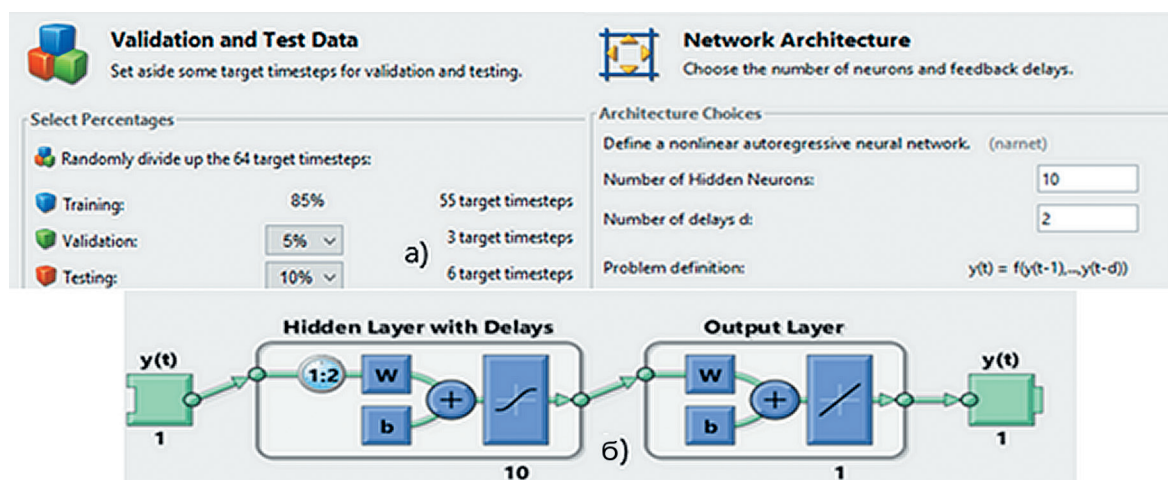


Рис. 7. Создание архитектуры искусственной нейронной сети для осуществления прогноза отказов в феврале 2022 г.: а) вариант модели обозначения и тестирования; б) вариант сочетаний нейронов и задержек

Несмотря на все попытки обучения созданных вариантов ИНС и их обучение, максимальное приближение к исходному результату (26 отказов) составило 22,15. Таким образом, максимальная вероятность соответствия прогноза реальному значению составляет 85%. В связи с этим, несмотря на многочисленные попытки обучения различных вариантов ИНС, видно, что полученный результат прогноза с использованием авторегрессионных моделей более предпочтителен.

Исходя из рассмотренного примера, произведем создание прогностических моделей отказов для каждого месяца 2023 г., используя технологию получения уравнений авторегрессии. Результаты исследования представлены в табл. 1.

На основе анализа рис. 2-3 установлено, что, начиная с 2019 г., с января по март, с июня по август, а также в октябре и декабре количество отказов существенно сокращается. В связи с этим, для более корректного сравнения исследуемой аварийной обстановки в электрических сетях ТЭ с прогнозируемой аварийной обстановкой в 2023 г. произведем усреднение количества отказов с 2019 по 2022 гг. и сравним эти значения с прогнозируемой ситуацией по данным табл. 1 (рис. 8). Для апреля, мая, сентября и ноября динамика снижения или возрастания отказов отсутствует.

Как видно из рис. 8, прогнозируемое количество отказов по месяцам (январь, февраль, март, июнь, июль, август, октябрь и декабрь) 2023 г. в среднем меньше (на 20%), чем средневзвешенное количество фактических отказов (с 2019 по 2022 гг.). Для оставшихся четырех месяцев прогнозные модели предсказывают увеличение количества отказов: в апреле на 2,7 %; в мае на 17,4 %, в сентябре на 5 % и в ноябре на 2%.

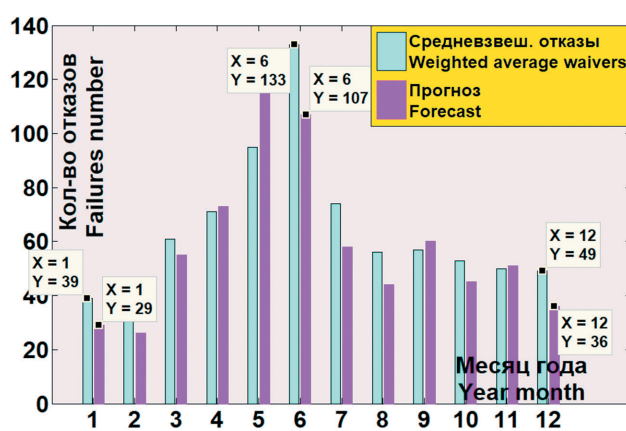


Рис. 8. Диаграммы изменения действительных и прогнозируемых отказов

Полученные прогнозные модели возможной аварийной обстановки по каждому месяцу 2023 г. могут быть использованы руководством компании ТЭ в качестве информации для разработки превентивных противоаварийных и профилактических мероприятий для повышения уровня эффективности транспорта электрической энергии по электрическим сетям компании.

Заключение

На основании произведенных исследований можно сделать следующие выводы.

1. Повреждаемость элементов электрических сетей компании ТЭ весьма велика, что объясняется значительным уровнем износа, а также существенной несбалансированностью режимов работы низковольтных электрических сетей, обусловленной неравномерным распределением однофазных электроприемников в трехфазной системе и несвоевременным перераспределением нагрузки в этих электрических сетях. При этом наибольшее количество повреждений и недоотпуска электрической энергии приходится на май месяц каждого года.

2. Произведена классификация отказов по количеству недопоставленной электроэнергии, что может послужить основой для разработки превентивных противоаварийных мероприятий руководством компании.

3. Исследована возможность использования нескольких методов прогностической оценки событий аварийных отключений на краткосрочную перспективу. Установлено, что наиболее эффективным способом прогнозирования является использование статистических методов, в частности метода получения уравнений авторегрессии.

4. На основе произведенного исследования получены уравнения авторегрессии, использование которых позволило получить прогнозные значения повреждаемости электрических сетей ТЭ по каждому месяцу 2023 г.

Библиографический список

1. Наумов И.В. Анализ причин повреждаемости распределительных электрических сетей 10 кВ (На примере Южных электрических сетей г. Иркутска) / И.В. Наумов, Е.В. Карпова // Надежность и безопасность энергетики. 2018. № 4(11). С. 299-304.
2. Naumov I.V. Reliability level research in distribution electrical networks of Irkutsk / I.V. Naumov, E.V. Karpova, D.N. Karamov // E3SWeb of Conferences. 2019. Vol. 114. Id. 03005. DOI: 10.1051/e3sconf/20191140
3. Наумов И.В. К вопросу о повреждаемости воздушных линий электропередачи в системах электроснабжения / И.В. Наумов, Д.Н. Карамов // Надежность и безопасность энергетики. 2021. № 2(14). С. 84-91.
4. Наумов И.В. Анализ работы электрических сетей «Облкоммунэнерго» Иркутской области // Надежность и безопасность энергетики. 2021. № 3(14). С. 100-110.
5. Наумов И.В. О функционировании филиала МРСК «Сибири» ПАО Россети АО «Читаэнергосбыт» // Надежность и безопасность энергетики. 2022. № 4(15). С. 231-239.
6. Наумов И.В. Вопросы надежности транспорта электрической энергии (на примере компании ПАО «Красноярскэнергосбыт») // Надежность и безопасность энергетики. 2023. № 1(16). С. 15-26.

7. Бильгаева Л.П. Исследование моделей нейросетевого прогнозирования в среде Matlab / Л.П. Бильгаева, К.Г. Власов // Приложение математики в экономических и технических исследованиях. 2017. № 1(7). С. 11-19.

8. Данилов А.М. Интерполяция, аппроксимация, оптимизация: анализ и синтез сложных систем: моногр. / А.М. Данилов, И.А. Гарькина. Пенза: ПГУАС, 2014. 168 с.

9. Щербатов И.А. Применение искусственных нейронных сетей при управлении энергетическим оборудованием. Часть 2. Прогнозирование значений параметров, дефектов, отказов и технического состояния // Новое в Российской электроэнергетике. 2020. № 10. С. 37-46.

10. Клычев В.Е. Применение нелинейных авторегрессионных моделей нейронных сетей для прогнозирования экономических показателей // Ученые записки Тамбовского отделения РОСМУ. 2016. № 5. С. 133-136.

References

1. Naumov I.V., Karpova E.V. [Analysis of causes of failures in 10 kV electrical power distribution networks (on the example of the Southern electrical networks of the city of Irkutsk)]. *Nadezhnost' i bezopasnost' energetiki* 2018;11(4): 299-304. <https://doi.org/10.24223/1999-5555-2018-11-4-299-304>. (in Russ.)

2. Naumov I.V., Karpova E.V., Karamov D.N. Reliability level research in distribution electrical networks of Irkutsk. *E3S Web of Conferences* 2019;114: Id. 03005. DOI: 10.1051/e3sconf/20191140.

3. Naumov I.V., Karamov D.N. On damage rate of overhead power transmission lines in power supply systems. *Safety and Reliability of Power Industry* 2021;14(2):92-99. (in Russ.)

4. Naumov I.V. Analysis of operation of Oblkommunergo electric networks of Irkutsk Region. *Safety and Reliability of Power Industry* 2021;14(3):100-110. (in Russ.)

5. Naumov I.V. On functioning of Siberian IDGC branch of PJSC Rosseti – JSC Chitaenergosbyt. *Safety and Reliability of Power Industry* 2022;15(4):231-239. (in Russ.)

6. Naumov I.V. Issues of electric energy transport reliability (on example of JSC Krasnoyarskenergosbyt). *Safety and Reliability of Power Industry* 2023;16(1):15-26. (in Russ.)

7. Bilgaeva L.P., Vlasov K.G. The study of models of neural network forecasting in Matlab. *Prilozhenie matematiki v ekonomicheskikh i tekhnicheskikh issledovaniyakh* 2017;1(7):11-19. (in Russ.)

8. Danilov A.M., Garkina I.A. [Interpolation, approximation, optimisation: analysis and synthesis of complex systems: a monograph]. Penza: PGUAS; 2014. (in Russ.)

9. Shcherbatov I.A. [Use of artificial neural networks for controlling power engineering equipment. Part 2. Predicting the values of parameters, defects, failures and technical state]. *Novoye v rossiyskoy elektroenergetike* 2020;10:37-46. (in Russ.)

10. Klychev V.E. [Use of nonlinear autoregressive models of neural networks for the purpose of predicting economic indicators]. *[Scholarly notes of the Tambov branch of ROSMU]* 2016;5:133-136. (in Russ.)

Сведения об авторе

Наумов Игорь Владимирович – доктор технических наук, профессор, профессор кафедры Электроснабжения и электротехники Иркутского национального исследовательского технического университета и Иркутского государственного аграрного университета имени А.А. Ежевского, Заслуж. Работник ВО РФ, IEEE Senior Member, акад. РАЕ, Иркутск, Российская Федерация, e-mail: professornaumov@list.ru

About the author

Igor V. Naumov, Doctor of Engineering, Professor, Chair Professor, Department of Power Supply and Power Engineering, Irkutsk National Research Technical University and A.A. Yezhevsky Irkutsk State Agrarian University, Honorary Worker of Higher Education, IEEE Senior Member, Member of RANH, Irkutsk, Russian Federation, e-mail: professornaumov@list.ru.

Вклад автора в статью

Автором исследован уровень аварийности электрических сетей рассматриваемого объекта электроэнергетики выполнено исследование возможного применения нескольких методов для осуществления прогнозирования аварийных состояний, произведена классификация отказов по количеству недопоставленной электроэнергии, что может послужить основой для разработки превентивных противоаварийных мероприятий руководством компании.

Конфликт интересов

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.