

УДК 621.3.088

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ НАПРЯЖЕНИЯ В ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЯХ 0,4 КВ ПО РЕЗУЛЬТАТАМ ПЕРИОДИЧЕСКИХ ИЗМЕРЕНИЙ



М.И. Гальченко¹

системный аналитик,
ООО “Хайкво Солюшенс”



Ю.Ю. Романовский²

системный аналитик,
СООО “Хайкво Солюшенс”



Н.В. Спичекова³

системный аналитик,
СООО “Хайкво Солюшенс”

¹ООО “Хайкво Солюшенс”, РФ, Санкт-Петербург

E-mail: maxim.galchenko@hiqo-solutions.com

²СООО “Хайкво Солюшенс”, Республика Беларусь, Минск

E-mail: yury.romanovskiy@hiqo-solutions.com

³СООО “Хайкво Солюшенс”, Республика Беларусь, Минск

E-mail: natalia.spichkova@hiqo-solutions.com

М.И. Гальченко

Окончил Санкт-Петербургский Государственный Университет. Аспирант СПбГАУ. Работает в HiQo Solutions в должности системного аналитика. Область научных интересов: медицинская статистика, прогнозирование временных рядов в электроэнергетике, анализ данных.

Ю.Ю. Романовский

Окончил Белорусский государственный университет. Магистр физико-математических наук. Работает в HiQo Solutions в должности системного аналитика. Область научных интересов: анализ данных, искусственные нейронные сети, прогнозирование временных рядов.

Н.В. Спичекова

Окончила Белорусский государственный университет. Кандидат физико-математических наук. Работает в HiQo Solutions в должности системного аналитика. Область научных интересов: анализ данных, машинное обучение.

Аннотация. Отслеживание качества электроэнергии и прогнозирование показателей качества приобретает ключевую роль как для поставщиков электроэнергии так и её потребителей. Одним из таких показателей является напряжение в сети. В статье анализируется возможность построения кратковременного прогноза напряжения с помощью различных алгоритмов, а также проблемы, возникающие в этом процессе на основе измерений, полученных с помощью энергомонитора на трансформаторных подстанциях.

Ключевые слова: качество электроэнергии, прогнозирование, relevant vectors machine, prophet, R language

Введение

Прогнозирование характеристик электрической сети имеет большое значение с точки зрения снабжающей организации (поставщика) и потребителей.

С точки зрения поставщика, прогноз может быть полезен для:

–определения состояния сети, выявления отклонений, своевременного проведения

работ по приведению характеристик в состояние, соответствующее регулирующим документам;

– построения систем раннего предупреждения о выходе характеристик за пределы нормативов, определения пиковых нагрузок;

– финансового планирования, планирования работ по улучшению сетей.

– С точки зрения потребителя:

– планирования объёмов потребления электроэнергии;

– отслеживания качества электроэнергии, проведения работ по улучшению качества.

Исследование источников показало, что внимание исследователей сконцентрировано на прогнозировании нагрузки (потребляемой мощности), а также на прогнозировании цен на рынке, что вполне объяснимо интересами крупных компаний. С другой стороны, потребитель крайне заинтересован в качестве поставляемой электроэнергии, в частности, в [1] находим: «ухудшение показателей качества электроэнергии оказывает негативное влияние на устройства автоматики, телемеханики и связи, а также электрооборудование стационарных объектов железнодорожного транспорта», что будет характерно и для бытовых потребителей, при этом в ближайшее время насыщение квартир приёмниками электроэнергии повышенной мощности приведёт к обострению вопроса качества [2]. В случае разрешения на отпуск энергии в сеть небольшим генерирующим организациям и частным лицам проблема качества электроэнергии в сети встанет очень остро, особенно в части напряжения в сети [3], а именно этот показатель будет интересовать нас в данной работе.

Вообще, качество электроэнергии регулируется в РФ ГОСТ 32144-2013 [4]. Для напряжения, в случае медленных изменений напряжения (как правило, продолжительностью более 1 мин) колебания не могут превышать 10% от номинального напряжения. Повышение напряжения в сети приводит к потреблению избыточной электроэнергии, а, следовательно, и к дополнительным расходам потребителя, а в некоторых случаях приводит к выходу из строя оборудования.

Понятно, что в этой ситуации представляет интерес проведение исследования возможностей прогнозирования напряжения в сети, а также возможности использования некоторого алгоритма прогнозирования, который, в идеале, мог бы быть успешно использован при прогнозировании на различных трансформаторных подстанциях, что само по себе представляет вызов: «В наше время потребление электрической энергии растёт быстро и, возможно, более случайным образом, по причине усиления воздействия окружающей среды и действий человека. Таким образом, шаблон потребления электрической энергии становится всё более сложным и неопределяемым... При наличии большого количества методов прогнозирования ни один из них не может быть распространён на все случаи, особенно в том случае, когда используется множество факторов» [5].

В исследованной литературе для прогнозирования показателей электрических сетей используется практически весь спектр алгоритмов, применимых для временных рядов. Особо популярно построение нейронной сети, что обосновывается наличием сложных шаблонов в поведении пользователей. Для рассматриваемой задачи прогнозирования качества электроэнергии во всех найденных работах ставится задача построения кратковременного прогноза. Достаточно интересно и то, как авторы трактуют сам термин. Одними авторами [5] для прогнозирования нагрузки сети предлагается считать кратковременным прогнозом - прогноз на 1 день/неделю, от 1 дня/недели до года - среднесрочным, более года - долгосрочным. Hong, Тао [6] предлагает учитывать четыре класса и, фактически, определяет классы исходя из особенностей данных, горизонта и шага в данных (таблица 1).

Таблица 1.

Виды прогноза и требуемые данные по Hong, Tao [6]

Прогноз	Данные о температуре	Эконометрические данные	Использование земли	Шаг в данных	Горизонт
Очень кратковременный	Опционально	Опционально	Опционально	менее часа	1 день
Кратковременный	Требуется	Опционально	Опционально	сутки	2 недели
Среднесрочный	Требуется	Требуется	Опционально	месяц	3 года
Долговременный	Требуется	Требуется	Требуется	год	30 лет

Для решения задачи прогнозирования отклонения напряжения на примере эксперимента из 48 точек (интервал измерений – 1 час) [2] применяется трехслойная сеть с 12 входами, включающая во втором слое 6 и в третьем - один нейрон. В задаче прогнозирования коэффициента искажения синусоидальности на 24 часа вперёд по 24-часовой выборке наилучшие результаты показала архитектура RBF в сравнении с MLP [7]. В более комплексной задаче определения потоков энергии для достижения оптимального уровня напряжения в сети [8] используется ELM для получения прогноза напряжений и углов между ними. Авторы особо подчёркивают вычислительную эффективность ELM по отношению к другим архитектурам нейронных сетей. Также были найдены материалы, в которых для прогнозирования использовались SVM, гауссовская регрессия, линейная регрессия.

Авторы статей, специализированных ресурсов показывают, что наличие в наборе данных информации о погодных условиях может резко повысить точность прогноза [9].

Материалы и методы. В качестве исходных данных использовались результаты измерений энергомонитора на двух трансформаторных подстанциях г. Санкт-Петербурга. Первый набор данных содержит 1033 измерений, частота - 10 минут, измерения выполнены с 04.08.2015 по 11.08.2015 (“НД1”). Второй набор данных содержит 863 измерения, частота – 10 минут, измерения выполнены с 16.03.2017 по 22.03.2017 (“НД2”). Исследовались напряжения по трём фазам U_A , U_B , U_C .

Основная проблема по отношению к данным формулируется нашими экспертами в области электроэнергетики так:

1. Электросетевые организации не видят смысла в сборе и анализе данных по всем ТП в силу предполагаемой экономической нецелесообразности. Сетевое хозяйство велико, износ оборудования достаточно серьёзен;

2. Фактически, использоваться на данном этапе могут данные энергомониторов, устанавливаемых два раза в год на период в одну неделю на ТП с целью контроля соответствия показателей нормативам и ГОСТ. Поставщикам электроэнергии надо доказать необходимость удлинения сроков снятия данных, увеличение частоты съёма данных.

Обработка данных проводилась с помощью языка программирования R, использовались библиотеки *forecast*, *prophet*, *Rssa*, *dtw*, *kernelab* для прогнозирования, *anomalize* для анализа временных рядов на выбросы, *plotly* для вывода интерактивной графики.

Исследовалась возможность применения алгоритмов: Singular Spectrum Analysis, SSA (анализ сингулярного спектра); Trigonometric Seasonal, Box-Cox Transformation, ARMA

residuals, Trend and Seasonality, TBATS (модель тригонометрическая, сезонная, с трансформацией Бокса-Кокса, выделением тренда и сезонности); Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA (интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего); Prophet (алгоритм, разработанный Facebook); Relevance Vector Machine, RVM (метод релевантных векторов); Neural Network Auto-Regressive, NNAR (авторегрессионная нейронная сеть) и их комбинаций с подбором гиперпараметров на сетке (таблица 2).

Таблица 2.

Гиперпараметры, применяемые в процессе моделирования

Алгоритм	Гиперпараметры	Примечание
ARIMA	(p, d, q)	Используется функция <code>auto.arima()</code> библиотеки <code>forecast</code>
NNAR	p	Количество нейронов во входном/выходном слое (максимальный лаг)
SSA	groups	Максимальный индекс элементарной компоненты в <code>grouping.auto()</code>
Prophet	seasonality.prior.scale	Параметр, позволяющий управлять учётом сезонных флуктуаций.
	changepoint.prior.scale	Гибкость модели при выборе количества точек резкой смены траектории

Дополнительно использовались две стэкированные модели (stacked models):

1. Основа - NNAR, как факторы используются предсказания моделей SSA, Prophet (в том числе и ДИ прогноза), TBATS;

2. Основа – RVM, как факторы используются предсказания моделей SSA, Prophet. Фильтруются факторы с высокими уровнями корреляции (`findCorrelation`, библиотека `caret`).

Для стэкинга отбирались алгоритмы, показавшие неплохие результаты в предварительном анализе, допускающие, в дальнейшем, использование дополнительные факторы (температура, продолжительность светового дня и т.п.). NNAR и RVM позволяют использовать экзогенные переменные, в то время как Prophet может учитывать выходные и праздничные дни без формирования дополнительных признаков.

Для отбора моделей применялись коэффициент персистентности (CP) и отношение расстояния DTW между прогнозом и наивной моделью, в качестве которой использовалось среднее значение показателя за весь период прогноза (nDTW). Равенство нулю nDTW соответствует полному совпадению прогноза и реальных данных, единица соответствует эквивалентности наивной модели и полученной, значения, большие единицы - плохой модели (расстояние между рядами прогноза и реальных данных больше, чем расстояние от реальных данных до средней).

Если первая метрика хорошо описана и часто применяется в гидрологии [10], то введение второй, вместо RMSE было обусловлено тем, что форма кривой прогноза должна максимально повторять форму исходного ряда, даже с учётом возможной потери качества. Это позволит отбирать модели, имеющие сдвиг по времени, но повторяющие форму исходного ряда.

Таким образом, применение двух указанных метрик гарантирует, с одной стороны, эквивалентность временных рядов и, в некотором смысле, минимизирует ошибку.

Для исследования рядов, а также более удобного представления результатов моделирования было создано интерактивное веб-приложение с использованием пакета *shiny*.

Результаты. Разработанное приложение (рисунок 1) позволяет достаточно эффективно провести разведочный анализ данных.

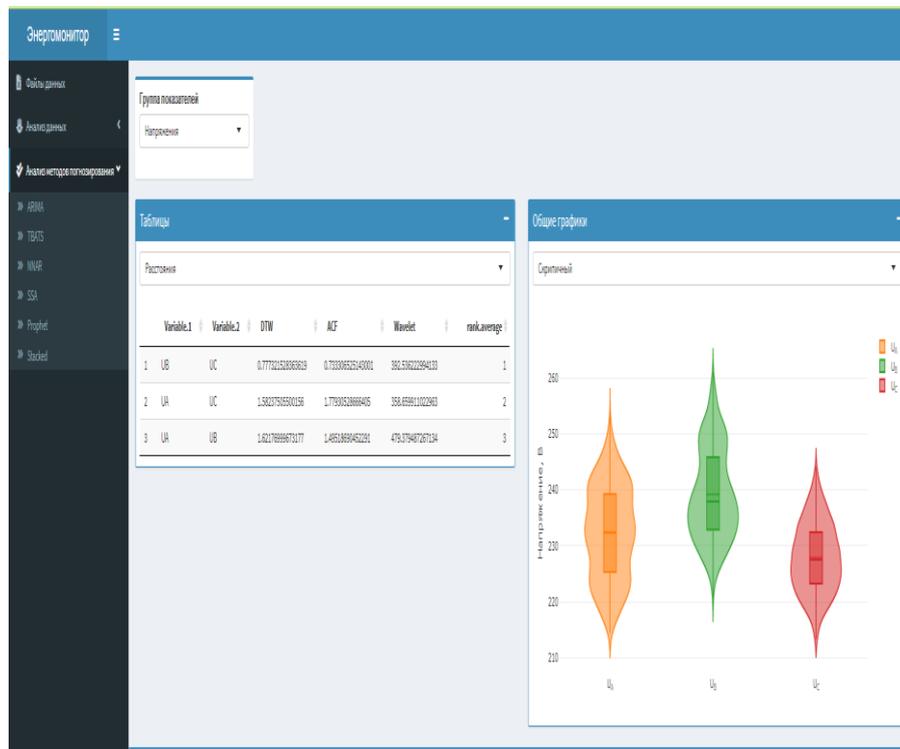


Рисунок 1. Общий вид окна приложения, разведочный анализ данных

Сразу можно отметить (рисунок 2), что при номинальном напряжении 220В и границах в 198В и 242В фиксируется превышение напряжения по всем фазам. Особенно обращает на себя внимание напряжение на фазе В НД2, где 50% выборки лежит выше 241В.

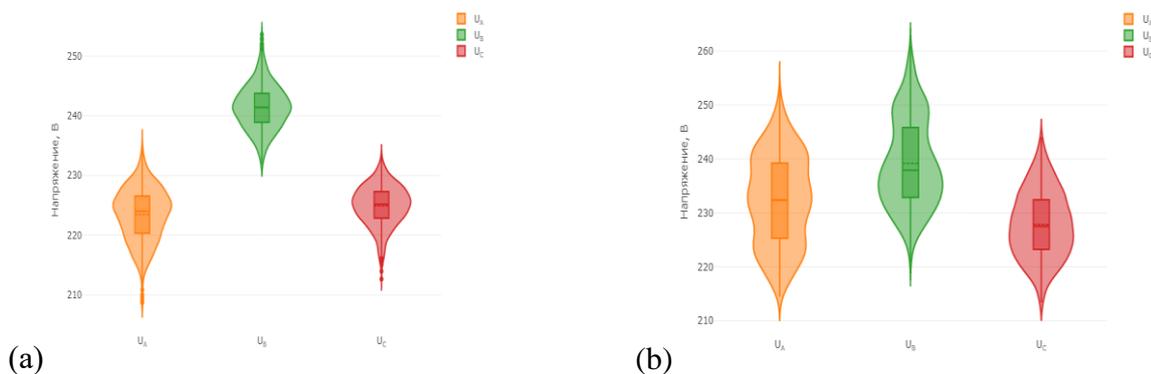


Рисунок 2. Для набора данных 2 (а) проблемной является фаза В (медиана - 241В при диапазоне Q1-Q3 [249, 244]В), для набора данных 1 характерно тотальное превышение норматива в 220В (медианы: 232В, 237В, 228В)

На графике (рисунок 3), который выполнен в суточном разрезе для НДС, можно заметить, что, начиная с 16 часов пятницы (17 марта), происходит резкое изменение в шаблоне потребления электроэнергии. Именно в выходные дни и вечером пятницы шаблон потребления меняется и напряжение достигает пиковых значений. Это же характерно и для второго набора данных.

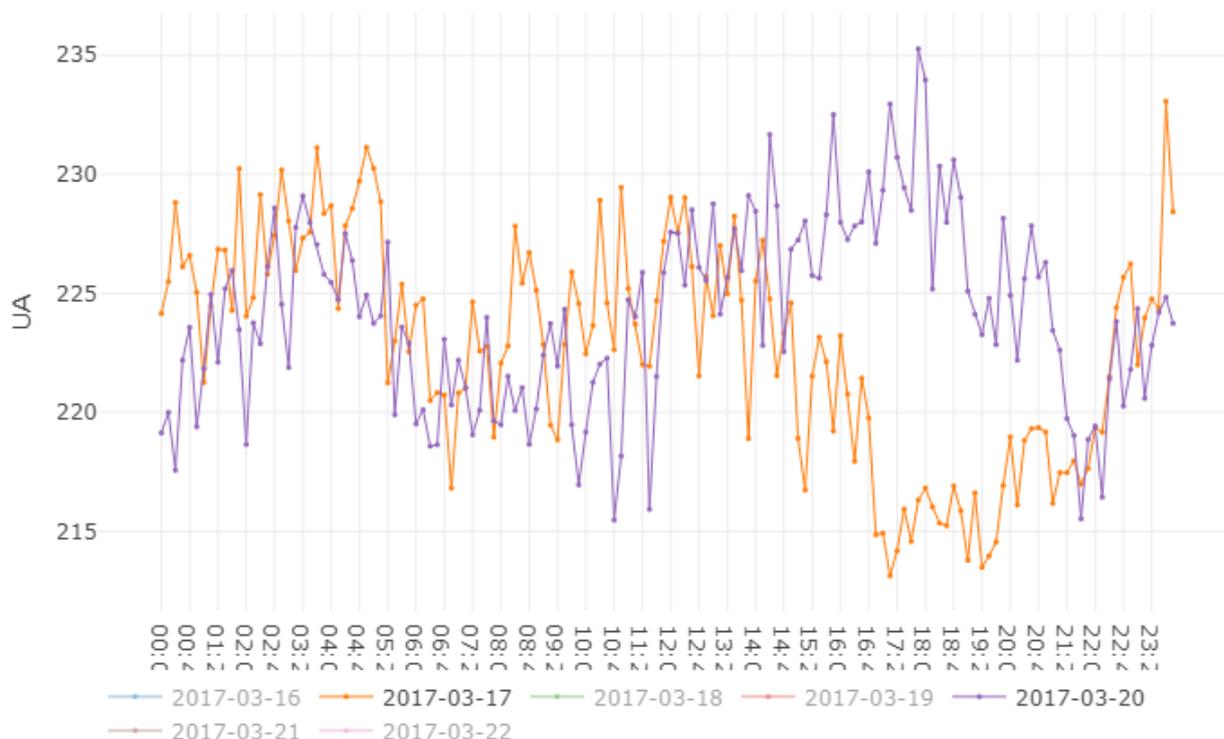


Рисунок 3. Шаблон потребления электроэнергии относительно стабилен для рабочих дней (понедельник, 2017.03.20), но резко меняется в пятницу вечером (2017.03.17)

При анализе периодограмм Ломба-Скаргла выявлены общие пики для всех фаз двух наборов данных, приходящиеся на значения, близкие к 18, 30-32, 36, 43 часам (вообще говоря, для каждой фазы характерен свой набор пиков, энергия для которых различна). Пики на 30-36 часах соответствуют интервалу между двумя временами сна, при условии нахождения в комнате с постоянными условиями освещения [11]. Период в 43 часа близок к 48 часам, т.е. двум суткам.

Таким образом, в наборах данных имеются шаблоны, отражающие поведение пользователей, есть все основания предполагать наличие сезонности и цикличности. В то же время каждый из рядов уникален и имеет свои особенности.

Для исследования исходных данных на выбросы применяется пакет *anomalize*, содержащий одноименную функцию. Для выделения аномалий временной ряд раскладывается на тренд и сезонную составляющую, ряд восстанавливается исходя из полученного разложения. Полученные остатки подвергаются анализу на выбросы. С точки зрения выбросов - можно говорить об их незначительном числе (рисунок 3).

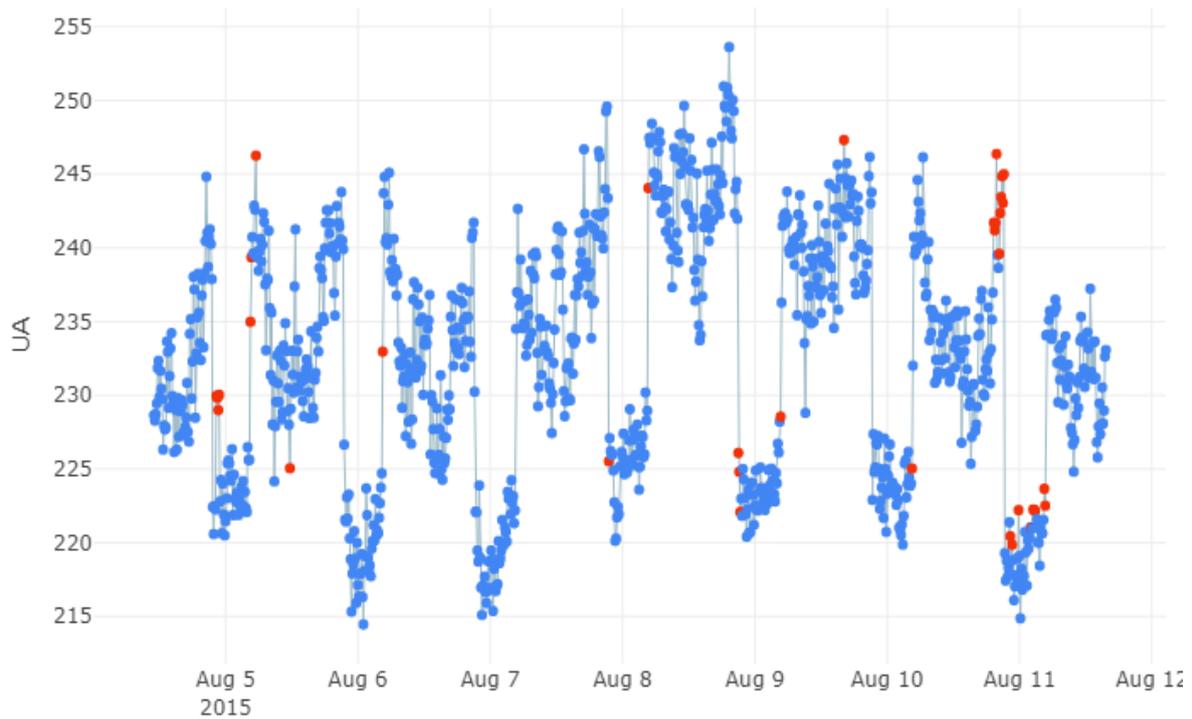


Рисунок 4. Аномалии в предлагаемом наборе данных встречаются нечасто

Метод позволяет эффективно выделять локальные аномалии (рисунок 4).

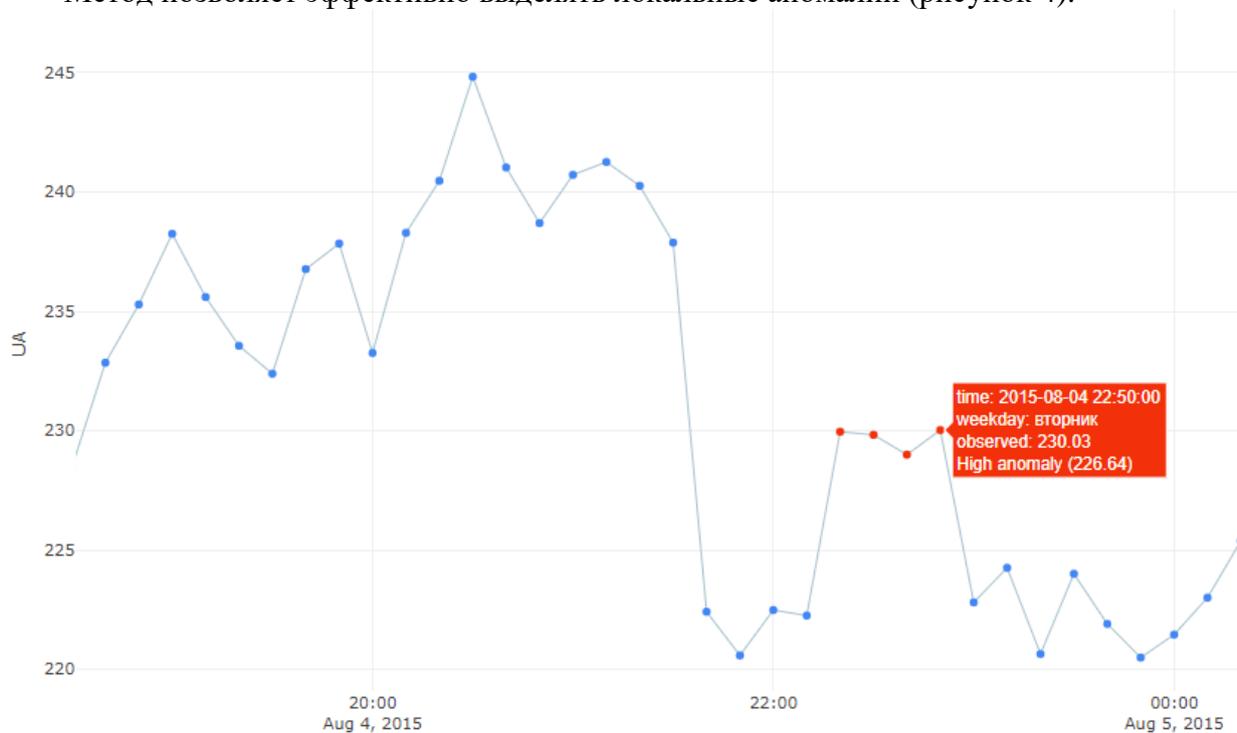


Рисунок 5. Напряжение в восстановленной последовательности ниже, чем в исходной более чем на 3В, что не характерно для данного временного ряда

Таким образом, есть все основания для предположения о возможности построения адекватной модели.

Результаты моделирования (табл. 3) показали, что лучшие результаты достигаются при использовании алгоритмов Prophet и RVM+SSA+Prophet (при прогнозировании на один шаг вперёд) и NNAR+TBATS+Prophet+SSA.

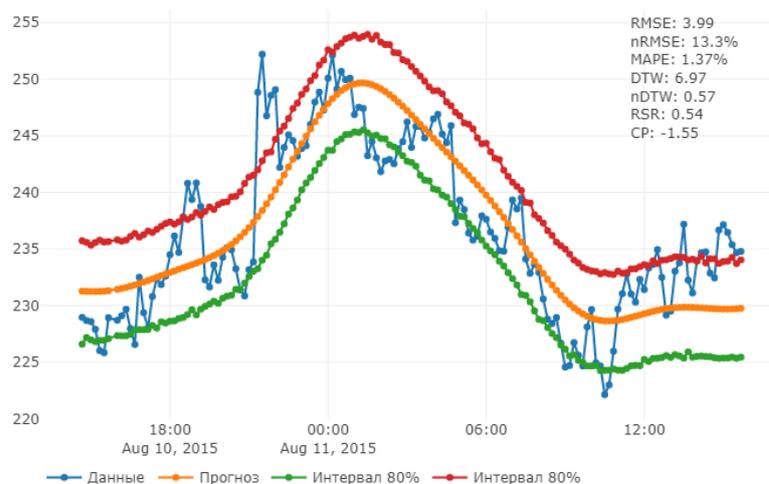
Таблица 3.

Показатели качества моделирования (для RVM+SSA+Prophet - один шаг вперёд)

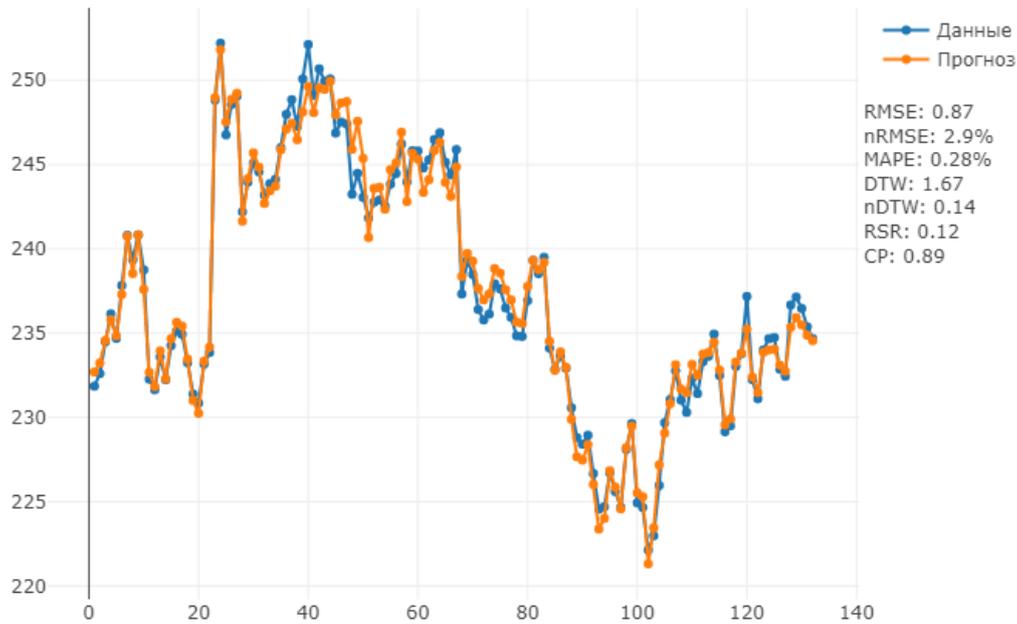
	CP			nDTW			RMSE			MAPE, %		
	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C
SSA	-6.6	-3.3	-9.0	1.5	0.51	1.17	8.9	5.2	6.7	3.4	1.6	2.1
TBATS	-4.5	-8.2	-5.7	0.92	0.68	0.77	7.5	7.6	5.5	2.8	2.4	2.1
Prophet	-0.7	-1.6	-0.6	0.54	0.57	0.57	4.1	4.0	2.7	1.3	1.4	1.0
NNAR	-4.4	-8.2	-19	1.4	1.3	2.8	7.4	7.2	9.6	2.7	2.4	3.7
NNAR+TBATS+Prophet+SSA	-2.1	-2.4	-1.1	0.77	0.42	0.60	5.6	4.6	3.1	2.1	1.5	1.1
<i>RVM+SSA+Prophet</i>	<i>0.81</i>	<i>0.89</i>	<i>-0.33</i>	<i>0.18</i>	<i>0.14</i>	<i>0.3</i>	<i>1.4</i>	<i>0.9</i>	<i>2.4</i>	<i>0.4</i>	<i>0.3</i>	<i>0.8</i>

Результаты прогнозирования на тестовой выборке хорошо описывают форму кривой (рисунок 5) приблизительно на сутки вперёд (150 шагов) для модели, построенной с использованием Prophet, с точки зрения возможности внесения дополнительных экзогенных переменных стоит рассматривать как потенциально интересную модель NNAR+TBATS+Prophet+SSA.

Для прогноза на следующий шаг отличные результаты даёт модель RVM+SSA+Prophet.



(a)



(b)

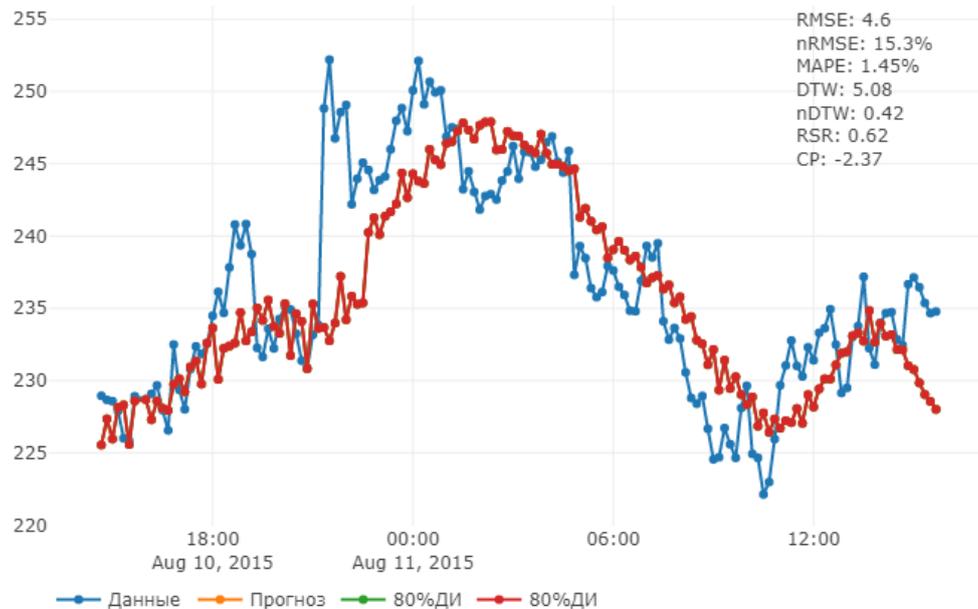


Рисунок 6. Прогноз на тестовой выборке для моделей, полученных с помощью алгоритмов Prophet (a), RVM+SSA+Prophet (b), NNAR+TBATS+Prophet+SSA (c)

Заключение. Имея недельные данные о характеристиках сети, в условиях установившегося погодного и светового режима, а также последовательности выходных и рабочих дней возможно построение достаточно точного кратковременного (очень кратковременного) прогноза на сутки вперёд.

Исследование моделей показало, что наилучшие результаты дают комбинированные модели и модели, построенные с использованием алгоритма Prophet, которые, возможно, необходимо изменять для различных объектов. Возможно, будет разумным провести сравнительное исследование с использованием библиотек и фреймворков, позволяющих строить такого рода модели в автоматическом режиме (например, H2O [12]).

Литература

- [1]. Ларин, А. Н. Контроль показателей качества электрической энергии на электрифицированных железных дорогах переменного тока / А. Н. Ларин // Омский технический вестник. - 2006. - 6(41). - с.92-94.
- [2]. Сапрыка, В. А. Разработка нейросетевой модели для прогнозирования отклонения напряжения в электрических сетях / В. А. Сапрыка, О. Г. Гриб, А. В. Сапрыка, Л.Ю. Ступишин // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. - 2013. - 2/3(62).
- [3] Yang, R. Short-term state forecasting-based optimal voltage regulation in distribution systems / Yang, R., Jiang, H., Zhang, Y. // 2017 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT). - с.1-5.
- [4] ГОСТ 32144 – 2013. Межгосударственный стандарт. Электрическая энергия. Совместимость технических средств электромагнитная. Нормы качества электрической энергии в системах электроснабжения общего назначения. – Взамен ГОСТ 13109-97 ; введ. 2014-07-01. - М. : Стандартинформ, 2014. - 20 с.
- [5] Almeshaie, E. A methodology for Electric Power Load Forecasting / E. Almeshaie, H. Soltan // Alexandria Engineering Journal. - 2011. - 50. - с.137–144
- [6] Hong, Tao Short Term Electric Load Forecasting / Tao Hong // <http://www.lib.ncsu.edu/resolver/1840.16/6457> (дата обращения: 16.01.2019)
- [7] Лютаревич, А. Г. Вопросы прогнозирования качества электроэнергии / Лютаревич А. Г., Панкрац Т. В., Бодимер В. А., Юркова И. С., // Технические науки - от теории к практике. -51. - 2015. - т.76-84
- [8] Yang, R., Short-term state forecasting-based optimal voltage regulation in distribution systems / Yang, R., Jiang, H., Zhang, Y // 2017 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT). - 2017. - с. 1-5.
- [9] Доманов В. И. Анализ прогнозирования энергопотребления с различными информационными базами / Доманов В. И., Билалова А. И. // Известия Самарского научного центра РАН. - 2014. - №4-3.
- [10] Cheng, KS. On the criteria of model performance evaluation for real-time flood forecasting / Cheng, KS., Lien, YT., Wu, YC. et al // Stoch Environ Res Risk Assess. - 2017. - 31(5). - с. 1123-114
- [11] Paul B. Die FFT mit Python einfach erklärt / Paul B. // <https://www.cbcity.de/die-fft-mit-python-einfach-erklart> (дата обращения: 16.01.2019)
- [12] LeDell, E. h2o: R Interface for 'H2O'. R package version 3.22.1.1. / LeDell E., Gill N., Aiello C., Fu A., Candel A., Click C., Kraljevic T., Nykodym T., Aboyoun P., Kurka M., Malohlava M. // <https://CRAN.R-project.org/package=h2o> (дата обращения: 16.01.2019)

VOLTAGE FORECASTING IN 0.4 KV THE POWER ELECTRICAL GRIDS ON THE PERIODICAL MEASUREMENTS RESULTS

M.I. GALCHENKO¹
System analyst at HiQo
Solutions, LLC

Y.Y. RAMANOUSKI²
System analyst at HiQo
Solutions, Ltd

N.V. SPICHEKOVA³
System analyst at HiQo
Solutions, Ltd

¹HiQo Solutions, LLC, Russia, Saint-Petersburg
E-mail: maxim.galchenko@hiko-solutions.com

²HiQo Solutions, Ltd, Republic of Belarus
E-mail: yury.romanovskiy@hiko-solutions.com

³HiQo Solutions, Ltd, Republic of Belarus
E-mail: natalia.spichekova@hiko-solutions.com

Abstract. Electricity quality monitoring and forecasting are the key factors for suppliers and customers. One of these indicators is voltage. In this paper possibility of the short-term voltage forecasting using various algorithms is analysed. Energy monitor data sets obtained on the transformer substations is used for analysis.

Keywords: electricity quality, forecasting, relevant vectors machine, prophet, R language