

# Навигатор диспетчера.

## Опыт совместного использования численных методов и методов искусственного интеллекта

**Статья является пятой в цикле статей, посвященных отечественной ADMS «Навигатор диспетчера», разработанной ООО «СИСТЕЛ». В ней рассматривается применимость и совместное использование численных методов и методов искусственного интеллекта в автоматизированной системе технологического управления распределительными сетями. В частности, описывается практическое применение в Навигаторе методов машинного обучения, в последнее время занявших одну из лидирующих позиций среди технологий искусственного интеллекта в системах управления электроэнергетическими системами.**

**Арапов Н.Д.,**  
инженер  
ООО «Систел»

**Беляков Д.С.,**  
инженер  
ООО «Систел»

**Рыкованов С.Н.,**  
к.т.н., генеральный  
директор  
ООО «Систел»

**Хозяинов М.А.,**  
заместитель гене-  
рального директора  
по развитию  
ООО «Систел»

**А**DMS «Навигатор диспетчера» (далее — Навигатор) выполняет непрерывное автоматическое отслеживание всех аспектов надежности электроснабжения: надежности питания потребителей, надежности работы сети, надежности функционирования отдельных единиц оборудования сети [1–4]. В темпе процесса при нарушении допустимых границ аспектов надежности Навигатор предупреждает об этом диспетчера и выдает ему рекомендации по управлению сетью для парирования нарушений, а также по снижению потерь электроэнергии в сети. Поток выдаваемых рекомендаций по управлению сетью аналогичен потоку тревог, формируемому ОИК (SCADA). Для удобной работы диспетчера с потоками рекомендаций разработан журнал рекомендаций, включающий список пакетов рекомендаций, их статус и категорию исходного режима/состояния сети. Журнал позволяет диспетчеру выбрать нужную рекомендацию из пакета с учетом нескольких критериев, а также предоставляет возможность промоделировать выполнение рекомендации. Рекомендации представляются диспетчеру в виде последовательности переключений в сети с включением малодискретных и непрерывных управляющих воздействий.

При поиске оптимальной рекомендации на конкретные моменты времени переключений в сети Навигатором выполняются проверки на допустимость параметров режима и качества электроэнергии, на чувствительность защит, на надежность питания потребителей, на наличие ресурса

у коммутационных аппаратов, на статические и динамические нагрузки на коммутационные аппараты. Соответственно, рекомендации, представленные в пакете, не нужно дополнительно проверять на превышение допустимых границ по перечисленным аспектам надежности сети. Программное обеспечение Навигатора состоит из набора подсистем SCADA, DMS, OMS, GIS, CIM, образующих ADMS. В настоящее время ADMS Навигатор интегрирована с АИИС УЭ «Пирамида-Сети», программными комплексами АСУРЭО и «Виалон», используемым для контроля местоположения автотранспорта РЭС. Ввод данных реального времени в ADMS и телеуправление обеспечиваются подсистемой SCADA, работающей в темпе процесса управления сетью. Разработанное программное обеспечение DMS, OMS, в отличие от аналогичного ПО для офлайн-систем, также работает в темпе процесса. Это означает, что в темпе процесса работает не только приложение «Оценивание состояния», но и все приложения DMS и OMS, что обеспечивает минимальные задержки между выходом аспекта надежности сети за допустимые пределы и появлением «ответного» пакета рекомендаций на это событие в журнале рекомендаций. Опыт практического применения Навигатора показал, что ввод режима сети в допустимую область, оптимизация режима по многим критериям, восстановление сети,

а также аналогичные операции для сети РЭС, включающей до 1500 ТП, выполняются в пределах одной-двух секунд. Разработка технологий для решения задачи комбинаторных переборных коммутационных состояний (топологий) электрических сетей началась в 80-х годах прошлого столетия с магистральных сетей. Одно из направлений технологии — это корректирующие переключения, в основном, для устранения перегрузок линий. Другое направление — технология восстановления сети, предусматривающая реализацию в темпе процесса конкретных стратегий восстановления сети. Чуть позже, в 90-х годах, появились решения для распределительных сетей по восстановлению электроснабжения или питания потребителей, устранению перегрузок. Современная постановка этой задачи усложнилась из-за повышения требований к предлагаемым рекомендациям: они должны удовлетворять требованиям по всем аспектам надежности сети и питания потребителей для каждого топологического состояния сети (переключения) в последовательности состояний сети (переключений). Неполный перечень учитываемых аспектов надежности включает: надежность питания каждого потребителя по ПУЭ, недопущение термической перегрузки линий и трансформаторов, недопущение выхода напряжения за пределы требований ГОСТ, недопущение распространения инцидента/аварии из-за потери чувствительности защит оборудования сети, недопущение превышения ресурса коммутационных аппаратов, недопущение превышения статических и динамических нагрузок при коротком замыкании. Переключения в сети обычно выполняются на интервалах времени от получаса до двух и более часов. И на это время необходимо определять параметры аспектов надежности сети, для расчета которых нужен оперативный прогноз режима сети на моменты выполнения всех рекомендуемых вариантов переключений.

Поставленная задача оптимизации коммутационных состояний сети в Навигаторе решается с помощью численных методов (ЧМ), исходными данными для которых являются телеизмерения, прогнозы нагрузок и напряжений трансформаторов ТП и центров питания распределительной сети. Прогнозы в подсистему ЧМ Навигатора «поставляются» комбинированными глубокими нейронными сетями, обучаемыми на данных АИИС УЭ. Численными методами в подсистеме DMS Навигатора решается множество задач. Задача расчета установившегося режима решается различными итерационными методами, для расчета режима магистральной, замкнутой части сети, используется метод Гаусса с учетом электромеханических переходных процессов, реализуемых с помощью PI-регуляторов. Для расчета режима разомкнутой сети используется итерационный метод «в два этапа» с учетом статических характеристик нагрузки по напряжению и частоте. Для оптимизаций коммутационного состояния сети с различными целевыми функциями, наборами критериев, используется комбинация метода ветвей и границ и методов оптимизации функций многих переменных. Более подробно использование ЧМ в Навигаторе для решения задачи оптимизации потерь электроэнергии переключениями в радиальной сети описано в работе [2]. Там же приведен краткий обзор экспертных систем, баз знаний, методов машинного обучения (ММО) и других методов, применяемых для оптимизации топологии распределительной сети. Для методов искусственного интеллекта есть проблема объяснимости и, в конечном итоге, ответственности за результат [5]. Кроме этой общей проблемы отметим несколько практических моментов при управлении сетью с использованием исключительно ММО. Отметим, что модели сети на базе ММО пока не могут дать точных и воспроизводимых результатов.

То есть, в этом случае придется выполнять дополнительные расчеты численными методами. Причем результаты, полученные ЧМ, могут привести, в лучшем случае, к изменению ранжирования рекомендаций по целевой функции, а в худшем — исключить рекомендации, полученные с использованием ММО. Современная постановка задачи управления распределительной сетью, особенно для режима автопилотирования, достаточно сложная. Для создания модели распределительной сети с использованием ММО требуется не только практически полная статическая информационная модель сети, но и описания всех технологических связей и зависимостей между объектами и параметрами объектов информационной модели. Технологические связи описываются графом, параметры узлов и ветвей графа берутся из информационной модели, в результате получаем расчетную модель, топология которой для распределительных сетей РЭС практически совпадает с действительной схемой соединения всех элементов сети. На вход модели будут подаваться телеизмерения и телесигналы, а также данные ручного ввода, в том числе связанные с изменением состояния коммутационных аппаратов в режиме моделирования. Потребуются не только все допустимые значения параметров оборудования сети, но и дополнительные вычислительные модели определения их ограничений, например, в связи с изменением условий окружающей среды, нагрузочных условий работы оборудования. Для модели, ориентированной на ЧМ, этого достаточно. Но для модели на основе ММО кроме этого (если она, например, создается на базе нейронных сетей) придется создавать собственно нейронную сеть. При этом, для модели ЧМ влияние режима магистральной сети на радиальную сеть (и наоборот) легко учитывается в реальном времени. Об этом в модели на основе ММО придется также позаботиться.

В Навигаторе любая оптимизация топологии сети для любой целевой функции выполняется в темпе процесса, что обеспечивает оперативную выдачу рекомендаций по управлению сетью оперативно-диспетчерской группе РЭС. Пока мы не видим необходимости применения методов искусственного интеллекта для DMS. Вместе с тем, очевидно, их полезно использовать для решения частных задач, например, задач прогнозирования нагрузки трансформаторов ТП, что обеспечит возможность управления распределительными сетями в режиме автопилотирования. Обучаемость нейронных сетей зависит от «длины» имеющихся архивов исходных данных, на которых модель обучается, а также от периодичности, повторяемости этого архива. При появлении в распределительных сетях малой и микро генерации периодичность и повторяемость потребления/генерации будет только ухудшаться, а волатильность расти. Поэтому исследовательские ресурсы следует сконцентрировать на решении проблемы волатильности графиков нагрузки, используемых для прогнозных расчетов и оптимизаций при управлении сетью. Нагрузка трансформаторов на ТП слабо агрегирована, так как представляет собой совокупность порядка десяти-тридцати нагрузок потребителей на отходящих от шин 0,4 кВ ТП линиях электропередачи. Поэтому она, как результат, слабо сглажена, резко выражена и волатильна в сравнении с нагрузками трансформаторов 35–500 кВ. Точность прогнозирования такой нагрузки, полученной традиционными статистическими методами, сильно уступает точности прогнозирования с использованием современных комбинированных моделей глубоких нейронных сетей [3]. Поэтому авторами большое внимание было уделено разработке интеллектуального технологического сервиса оперативного и суточного прогноза нагрузки трансформаторов (ОСПН), выполненной в рамках

НИОКР, профинансированной Фондом содействия инновациям малых предприятий в 2019–2021 годах. Применяемые комбинированные модели глубоких нейронных сетей, используемые в ОСПН, описаны в работе [3]. Ниже приведены примеры работы ОСПН на реальных данных - 4-х временных рядах трансформаторов ТП распределительных сетей ПАО Россети.

Глубина архива данных нагрузки (временного ряда) для объектов 1-3 составляет один год, для объекта 4 - два года. Годовые, месячные и недельные графики потребления активной мощности представлены на рис.1-4.

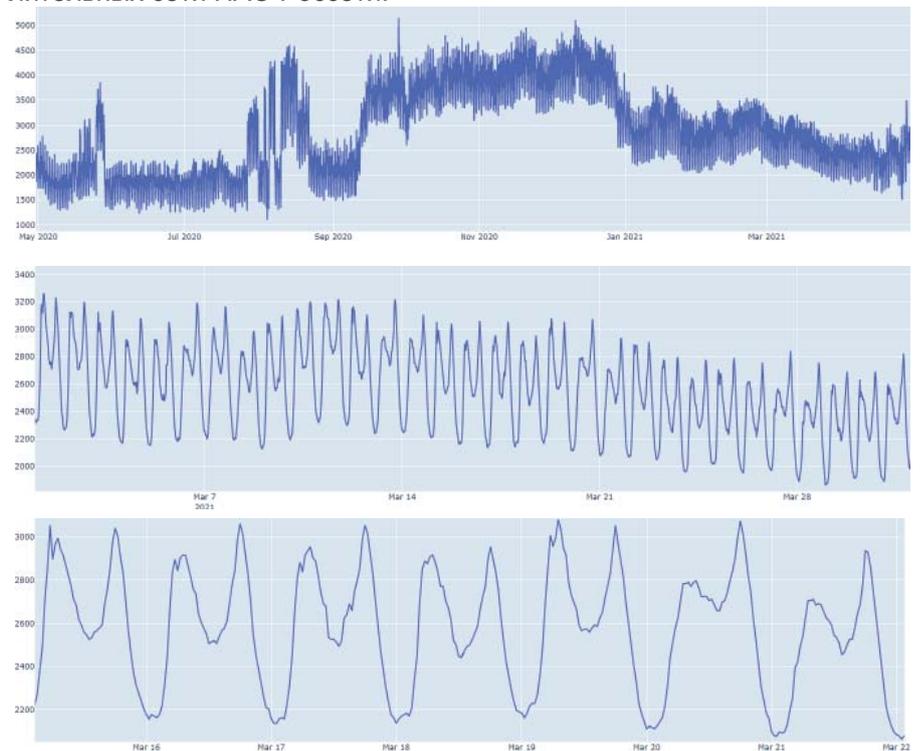


Рис. 1. Графики потребления активной мощности трансформатора 1

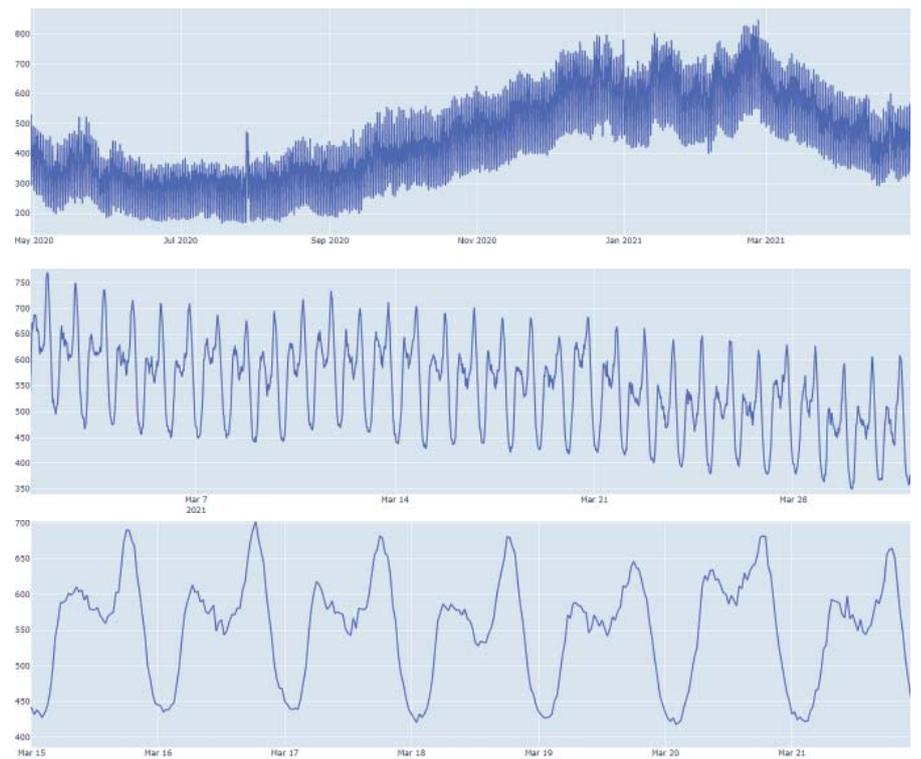


Рис. 2. Графики потребления активной мощности трансформатора 2

Средние значения нагрузки трансформаторов варьируются от 171 до 2815 кВт. Если посмотреть на годовые, месячные и суточные графики нагрузки на рисунках 1–4, то виден разный характер нагрузки трансформаторов ТП в течение суток, недели, месяца и года. При этом, средняя точность оперативных и суточных прогнозов ОСПН выше 95%.

Табл. 1. Свод результатов суточных прогнозов, полученных на временных рядах потребления активной мощности для четырех трансформаторов ТП

Число замеров	Объект	$P_{\text{мин}}$ , кВт	$P_{\text{макс}}$ , кВт	$P_{\text{ср}}$ , кВт	Сумма 48 ошибок, %	Ошибка, %
17351	1	1102,0	5154,0	2815,50	143,67	4,63
17537	2	165,6	847,2	442,17	108,94	3,51
17537	3	134,4	627,2	336,23	139,96	4,51
35135	4	647,0	4396,0	2209,14	139,86	4,51

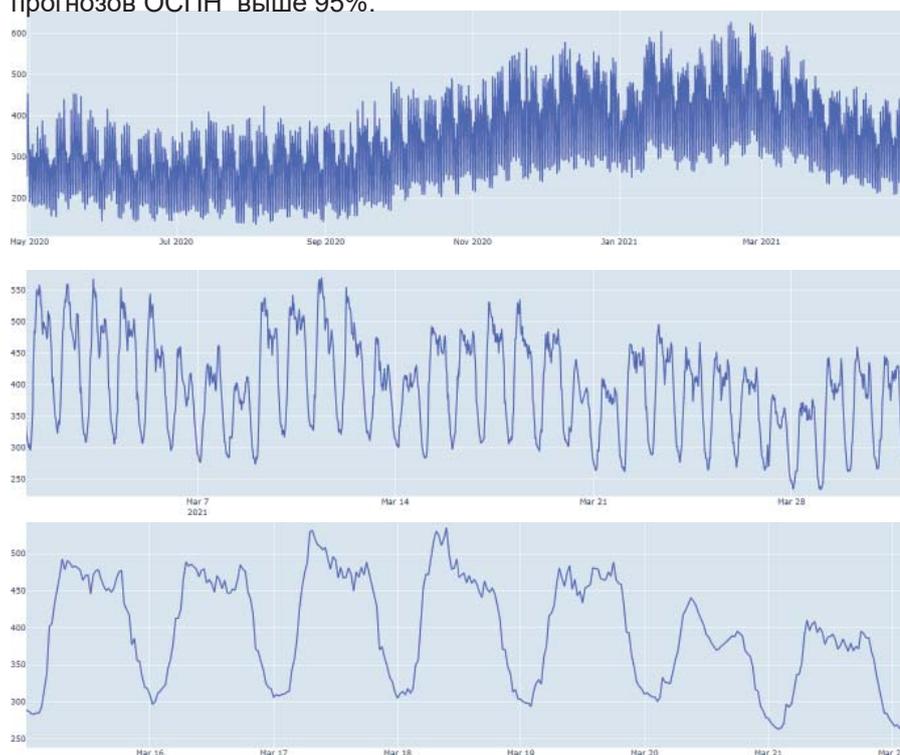


Рис. 3. Графики потребления активной мощности трансформатора 3

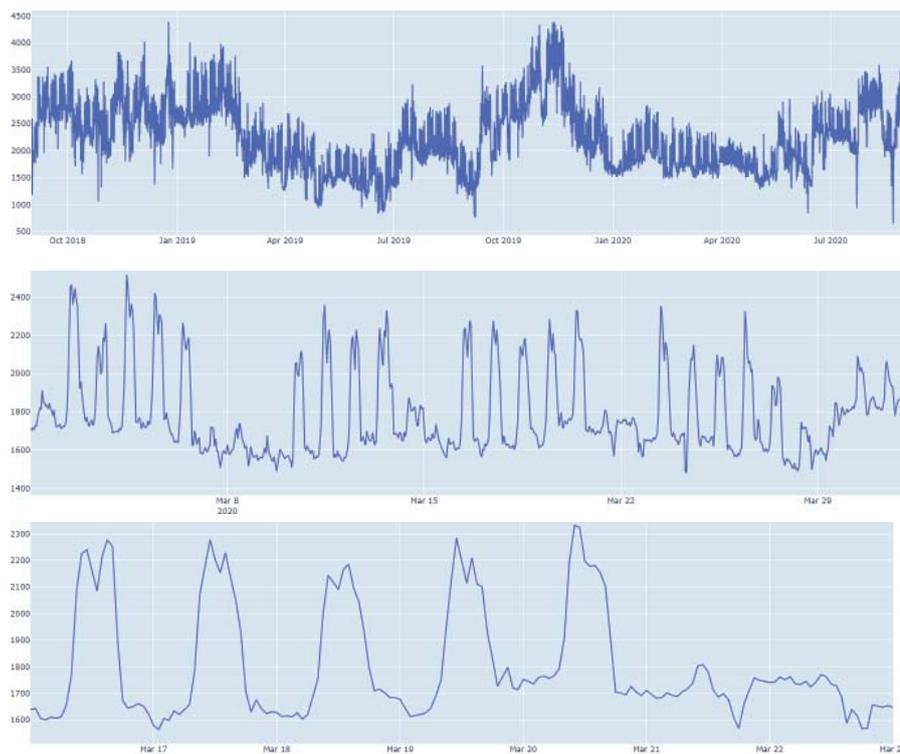


Рис. 4. Графики потребления активной мощности трансформатора 4

В таблице 1 сведены результаты суточного прогноза на временных рядах потребления активной мощности для четырех трансформаторов ТП. В сводку включены следующие характеристики потребления и прогноза:

- число получасовых замеров активной мощности во временном ряду;
- минимальное, максимальное и среднее потребление трансформатора за все время, кВт;
- сумма ошибок суточных прогнозов за месяц, %;
- средняя ошибка суточного прогноза за месяц, %.

Под ошибкой прогноза подразумевается средняя абсолютная ошибка относительно фактического значения в процентах. На рисунке 5 приведены графики суточных прогнозов и фактические графики нагрузок трансформаторов ТП на 2–5 марта 2021 года (со вторника по пятницу).

На рисунке 6 в качестве примеров приведены графики оперативных прогнозов потребления активной мощности трансформатора ТП и фактические графики нагрузок на 01.03.2021 года, на 30, 60, 90 и 120 минут вперед.

Приведенные графики позволяют заключить, что точность оперативного и суточного прогноза потребления трансформаторов ТП вполне приемлема для оперативного и суточного планирования работы распределительной сети.

В большинстве ныне установленных АИИС УЭ, используемых для учета электрической энергии в сетях напряжением 0,4–10 кВ, сбор данных с приборов учета осуществляется максимум несколько раз в сутки.

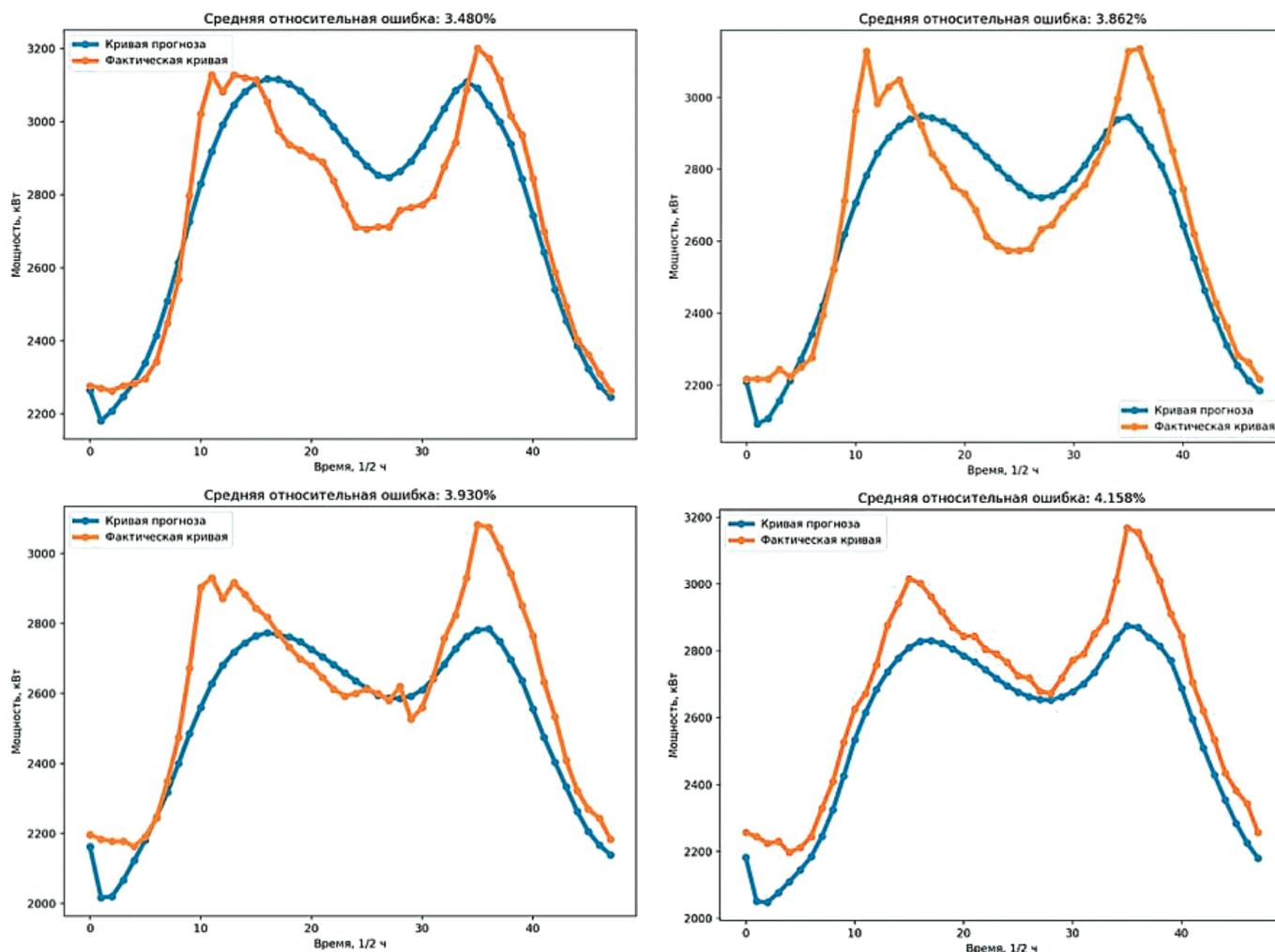


Рис. 5. Графики суточных прогнозов и фактические графики нагрузок трансформатора ТП на 2–5 марта 2021 года (со вторника по пятницу)

Этого для оценивания состояния сети в темпе процесса непосредственно по данным АИИС УЭ недостаточно. Но отсутствующие данные можно возместить результатами прогнозов ОСПН, выполненных на оперативный и суточный горизонт в прошедший оперативный период (сутки). Прогнозные данные могут использоваться для оценивания состояния сети в текущий момент, в темпе процесса. При этом средняя точность прогноза на сутки вперед будет выше 95%, а средняя ошибка оперативного прогноза на 30 минут вперед — ниже 1,5%, на 60 минут вперед — ниже 2,5%, на 90 минут — ниже 3%, на 120 минут — ниже 4%. Такая точность прогноза нагрузки трансформаторов ТП позволяет проводить текущее оценивание состояния сети с использованием результатов, полученных ОСПН по данным

АИИС УЭ за предыдущие периоды. Использование комбинированных нейронных сетей требует больших вычислительных ресурсов для прогнозирования и обучения моделей. Поэтому для ускорения расчетов целесообразно использовать графические процессоры типа NVIDIA. Время выполнения оперативного и суточного прогноза нагрузки одного трансформатора составляет порядка 10 секунд при использовании графического процессора средней производительности. Поэтому время прогнозирования нагрузки тысячи трансформаторов РЭС на одном процессоре NVIDIA составит около 3 часов, а на трех процессорах — менее часа. По обучению моделей краткосрочных прогнозов потребления трансформаторов ТП встает во-

прос выбора числа моделей, например, для трансформаторов одного конкретного РЭС. В значительной степени это вопрос выбора между точностью результатов прогнозирования и необходимыми для этого вычислительными ресурсами. Если вычислительные ресурсы ограничены, то число моделей может быть сокращено, например, за счет кластеризации временных рядов нагрузки трансформаторов. Для каждого кластера формируется одна общая модель, что позволяет резко снизить требования к вычислительным ресурсам, но при этом снизится и точность прогнозов. Со временем кластеризация может меняться, поэтому дополнительно потребуется производить автоматическую кластеризацию временных рядов, что предопределяет периодическую проверку корректности

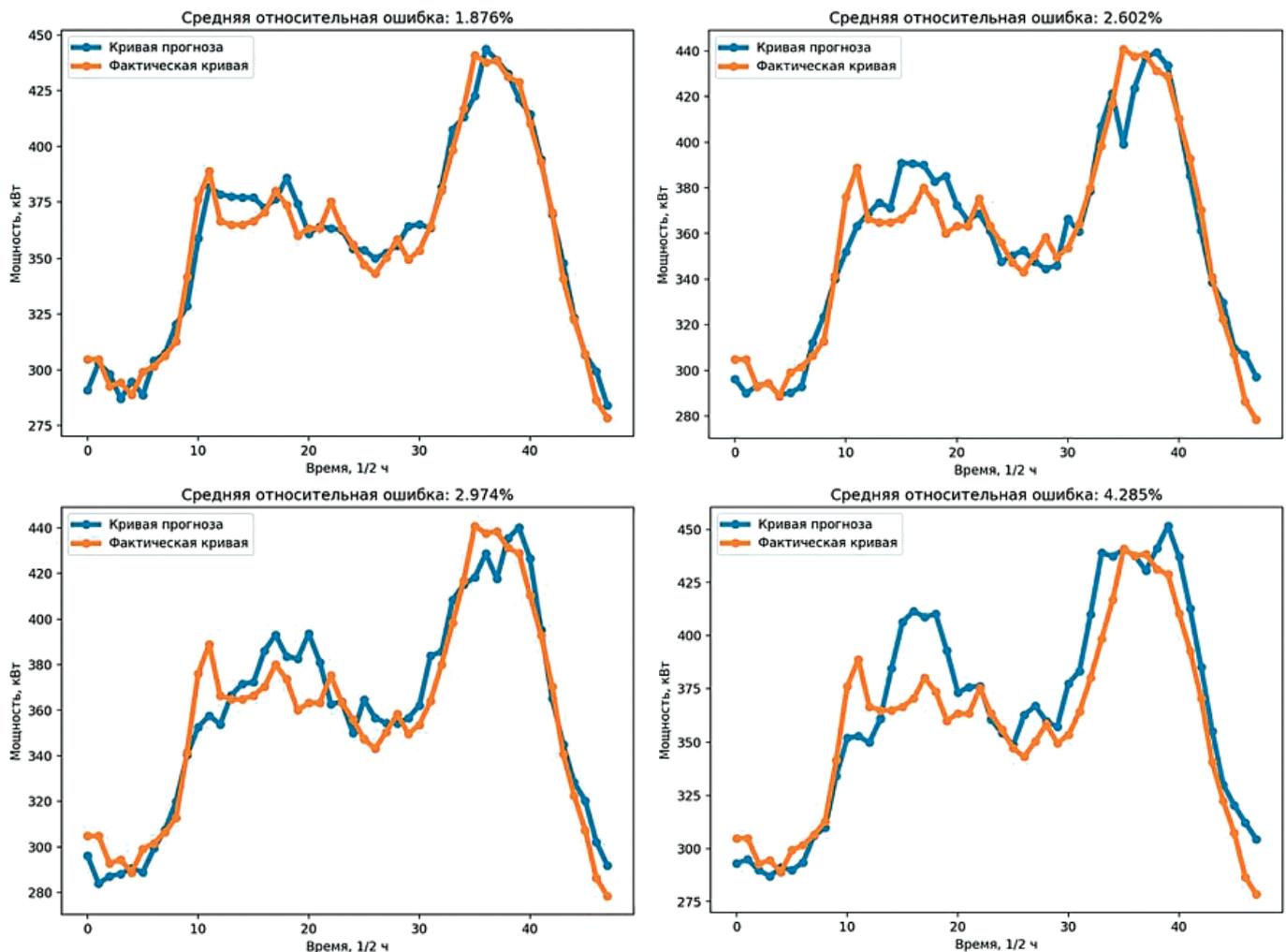


Рис. 6. Графики оперативных прогнозов потребления активной мощности трансформатора ТП и фактические графики нагрузок на 01.03.2021 года на 30, 60, 90 и 120 минут вперед

кластеризации. В этой связи уже на стадии проектирования ADMS целесообразно ориентироваться на вычислительные ресурсы, адекватные количеству моделей, равных сумме числа трансформаторов, фидеров и шин центров питания РЭС. Разработанная комбинированная нейросетевая модель может работать со средними по длине временными рядами. Обычно для обучения нейронных сетей краткосрочному прогнозу нагрузки с амплитудой изменения в 1–5 МВт требуется архив временного ряда длиной в несколько лет. Для одного такого трансформатора (рисунок 4) был проведен эксперимент по обучаемости модели прогнозирования при разной длине исходного временного ряда потребления. Было выполнено 4 суточных прогноза потребления активной

мощности трансформатора номер 4 на 28 февраля 2020 года с длиной исходного временного ряда длиной в два, полтора, год и полгода. Вычислительный эксперимент показал, что точность суточного прогноза потребления трансформатора с использованием разработанной модели, обученной на временном ряде длиной в 6 месяцев, сопоставима с точностью прогноза, полученного на моделях, обученных на временных рядах за 12, 18 и 24-х месяцев. Возможность обучения модели на коротких временных рядах имеет большое практическое значение, так как временные ряды потребления трансформаторов ТП длиной в 1,5–3 года пока еще большая редкость. Еще одно полезное свойство разработанной модели – адаптация к изменению величины и характера потребления. Все четыре исходные временные

ряда потребления имели явно выраженный спад в мае 2020 года, когда был объявлен карантин. Несмотря на это, точность прогнозов практически не изменилась. Положительные стороны использования численных методов — это абсолютное понимание вычислительного процесса, понимание того, как и почему предлагаются те или иные рекомендации, возможность воспроизведения результатов, средняя требовательность к вычислительным ресурсам, возможность быстрой смены стратегий вычислений, наборов критериев целевой функции. К недостаткам численных методов можно отнести большую и кропотливую исследовательскую и опытно-конструкторскую работу по созданию и апробации конкретных методов, алгоритмов и программного обеспечения под конкретные типы задач.

Однако, при наличии у коллектива многолетнего опыта такой работы этот недостаток становится малозначительным. Положительной стороной использования нейронных сетей является наличие готовых базовых библиотек программного обеспечения моделей и машинного обучения. К их недостаткам можно отнести сложность трактовки результатов, невозможность их воспроизведения, большие потребности в вычислительных ресурсах. Особо отметим, что модели краткосрочного прогноза на современных глубоких нейронных сетях позволили выйти на высокий уровень точности прогноза нагрузки трансформаторов ТП, их можно использовать не только для оперативного и точного планирования, но и для оценивания состояния в темпе

процесса, имея прогноз, полученный несколько часов или сутки назад. В Навигаторе каждая из описанных технологий занимает свое естественное место. Там, где нужны точные вычисления, понимание, трактовка и необходимость воспроизведения результатов, используются численные методы, в частности, в комбинаторных расчетах установившихся режимов, токов короткого замыкания, чувствительности защит, надежности питания потребителей. Для краткосрочного прогноза нагрузки трансформаторов ТП, где абсолютная точность, трактовка и воспроизведение результатов не так актуальны, используются нейронные сети.

### ВЫВОДЫ

В современных ADMS сочетаются методы машинного обучения и численные методы.

На их основе в Навигаторе предложены решения для прогнозирования нагрузки трансформаторов ТП и комбинаторного поиска рекомендуемых состояний сети. Показано, что применение традиционных численных методов и комбинированных моделей глубоких нейронных сетей дает приемлемые по качеству и времени счета результаты, позволяющие обеспечить переход от традиционного автоматизированного к непрерывно-рекомендательному управлению сетями РЭС. Прогнозирование нагрузки трансформаторов ТП позволяет планировать заявки оперативно, на сутки вперед, а также использовать прогнозы прошлых периодов в качестве надежных псевдо измерений для оценивания состояния сети в темпе процесса.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Рыкованов С.Н., Хозяинов М.А. Концепция навигатора диспетчера для адаптивного оптимального управления режимами распределительной электрической сети // Автоматизация & ИТ в энергетике, 2018, № 12. С. 30–34.
2. Потапенко С.П., Рыкованов С.Н., Хозяинов М.А. Навигатор диспетчера. Адаптивная динамическая оптимизация потерь электроэнергии в разомкнутой распределительной электрической сети // ЭЛЕКТРОЭНЕРГИЯ. Передача и распределение, 2019, № 5(56). С. 53–59.
3. Арапов Н.Д., Беляков Д.А., Московской И.В., Рыкованов С.Н., Хозяинов М.А. Навигатор диспетчера. Современные модели оперативного прогноза нагрузки распределительных электрических сетей // Автоматизация & ИТ в энергетике, 2020, № 12(137). С. 2–10.
4. Рыкованов С.Н., Хозяинов М.А. Навигатор диспетчера. Опыт использования в автоматизированной системе технологического управления РЭС // ЭЛЕКТРОЭНЕРГИЯ. Передача и распределение, 2021, № 2(65). С. 60–64.
5. Arrieta A.B., Diaz Rodriguez N., Del Sera J., Bennetot A., et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, Taxonomies, Opportunities and Challenges toward Responsible AI. December 30, 2019. URL: <https://www.researchgate.net/publication/338184751>.



ООО «Систел»  
г. Москва, Каширское ш.,  
д. 22, корп. 3  
Тел.: (495) 727-39-65  
[sale@systel.ru](mailto:sale@systel.ru)  
[www.systel.ru](http://www.systel.ru)  
<https://navigrid.ru/>

## ПОДПИСКА – 2021

Обращаем ваше внимание, что стоимость подписки на журнал «ЭЛЕКТРОЭНЕРГИЯ. Передача и распределение» на 2021 год осталась без изменений:

- год (шесть номеров) — **11 250 руб.**
- полгода (три номера) — **5 625 руб.**
- один выпуск — **1 875 руб.**

Цена указана с учетом НДС.

Форма оплаты — безналичный расчет.



Доставка осуществляется Почтой России простой бандеролью. Стоимость доставки включена в стоимость подписки.

Чтобы подписаться на журнал, заполните форму заявки на подписку на сайте [www.eepir.ru](http://www.eepir.ru) или направьте заявку по электронной почте: [podpiska@eepir.ru](mailto:podpiska@eepir.ru)

Телефон редакции:  
**+7 (495) 645-12-41**