

ВЫЯВЛЕНИЕ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЗНАЧИМЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ СОБЫТИЙ ПРИ АНАЛИЗЕ ПРОФИЛЯ ЭЛЕКТРОСНАБЖЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

А.Е. Коченгин (Компания Прософт), Г.П. Павлюк, В.А. Шихин (НИУ МЭИ)

Рассматривается проблема выявления существенных отклонений при ведении контроля и учета потребляемой электроэнергии на границе балансовой принадлежности электросетевой компании и потребителя от установленных договорными отношениями параметров. В качестве источников информации выступают «интеллектуальные» датчики и счетчики. Поступающая информация представляется в виде так называемых профилей нагрузки, которые подвергаются соответствующему анализу и обработке с применением ИНС-моделей. Предложены методы по выявлению и идентификации критических событий, не нарушающих технологию энергораспределения, но имеющих существенное значение при взаиморасчетах за потребляемую электроэнергию. Приводится пример, иллюстрирующий результаты анализа профиля нагрузки металлургического предприятия, подтверждающий работоспособность предложенного метода.

Ключевые слова: интеллектуальный счетчик, искусственные нейронные сети, профиль нагрузки, прогнозирование.

Введение

Внедрение автоматизированных информационно-измерительных систем позволяет получать и анализировать данные в реальном времени протекания технологических процессов. При этом появляется возможность извлекать важную информацию, в том числе событийного характера, относительно контролируемого технологического процесса. К таким системам относятся автоматизированные информационно-измерительные системы коммерческого учета электроэнергии (АИИС КУЭ), АСУТП, автоматизированные системы сбора и передачи технологической информации (АССПТИ), автоматизированные системы диспетчерско-технологического управления (АСДТУ) и др.

Постоянно расширяются возможности частоты съема данных, перечень доступных для измерения физических переменных сети, точность измерений. Все это повышает информативность получаемых данных о контролируемом объекте. Оператор, осуществляющий контроль за системой, не всегда в состоянии быстро и правильно проанализировать весь массив данных. Отсюда возникает проблема пропуска важной информации, не нарушающей технологический процесс, однако оказывающей существенное влияние на оптимальное функционирование объекта управления и контроля.

Профиль нагрузки как объект исследования

В последние годы появилось понятие smart meter или же «интеллектуальный счетчик». Данные получаемые с таких счетчиков обычно представляются в форме так называемых профилей нагрузки. Профиль нагрузки — это набор данных мощности потребляемой электроэнергии на определенном интервале времени (сутки, неделя, месяц, год), собираемые информационной системой с фиксированной дискретностью. Согласно техническим требованиям к средствам коммерческого учета на оптовом и розничных рынках электроэнергии в РФ¹ интервал учета ограничен 30 минутами. Про-

филь нагрузки представляется графически в виде почасового потребления электроэнергии.

Интеллектуальные счетчики могут записывать более 50 различных параметров сети, таких как напряжения, токи фаз и др. Глубина хранения профиля нагрузки в памяти коммерческих счетчиков составляет ≥ 1 мес. Также счетчик хранит журнал событий, существенных для ведения процесса учета. Такой журнал событий может являться дополнительным источником информации для анализа данных.

Дополнительные возможности для анализа считанных данных предоставляют штатные вычислительные средства в составе АИИС КУЭ, которые позволяют регистрировать выход контролируемых параметров за установленные пороги, проводят процессы достоверизации, верификации получаемых данных и др. (<http://www.izmerenie.ru/ru/alfacentr>).

В настоящее время актуальной является проблема не только точного учета систем потребления электроэнергии, но и оперативного выявления событийной информации, не нарушающей технологический процесс энергоснабжения, но имеющей существенное значение для взаиморасчетов сетевых компаний, энергосбытовых организаций и потребителей, например, по условиям заключенных договоров на энергоснабжение. Такие критические события также могут приводить к появлению неоправданных пиков мощности, неоптимальному соотношению активной и реактивной мощности, неоправданному включению в работу систем регулирования напряжения, повышению технических потерь электроэнергии и другим отрицательным факторам.

Рассмотрим подход к использованию профилей нагрузки в качестве исходной и основной информации для выявления и идентификации следующих критических событий:

- 1) несанкционированное присоединение к электросети новых электроприемников и генераторов;
- 2) несанкционированное подключение к электросети на стороне потребителя, то есть получение электроэнергии в обход счетчика;

¹ Ассоциация НП Совет рынка - Приложение № 11.1 к Положению о порядке получения статуса субъекта оптового рынка и ведения реестра субъектов оптового рынка [Электронный ресурс] <https://www.np-sr.ru>

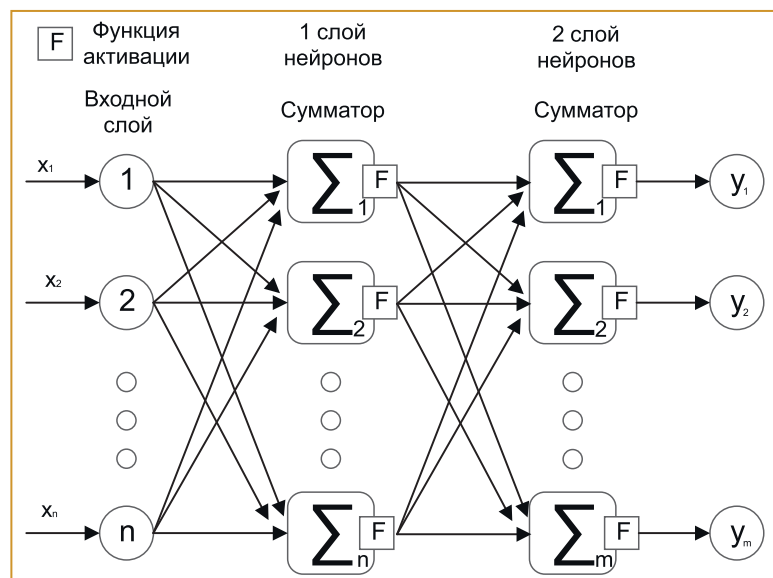


Рис. 1. Двухслойная сеть прямого распространения

- 3) превышение договорной разрешенной мощности;
- 4) вмешательство в работу счетчика;
- 5) потеря измерений, неполнота данных;
- 6) повреждения коммуникационной линии;
- 7) перепараметризация счетчика и др.

Для анализа неоднородных данных необходимо использование адекватного математического аппарата. В литературе известны подходы к выявлению и идентификации событийной информации в физических процессах различного типа на основе применения нейронных сетей [1], анализа временных рядов

Таблица. Сводная таблица критических событий и признако-определяющих функций

| № | Наименование критического события | Признако-определяющая функция | Признак |
|---|---|--|---|
| 1 | Несанкционированное присоединение к электросети новых электроприемников и генераторов | 1.1 Профиль нагрузки 1.2 Телензмерения | - Смещение по вертикали - Пусковые токи |
| 2 | Несанкционированное подключение к электросети на стороне потребителя | 2.1 Профиль нагрузки 2.2 Телензмерения | - Смещение по вертикали |
| 3 | Превышение договорной мощности | 3.1 Профиль нагрузки 3.2 Верхний уровень АСКУЭ | - Смещение по вертикали - Сигнализация пороговых значений |
| 4 | Вмешательство в работу счетчика | 4.1 Профиль нагрузки 4.2 Журнал событий счетчика | - Смещение по горизонтали - Вскрытие счетчика |
| 5 | Потеря измерений, неполнота данных | 5.1 Профиль нагрузки 5.2 Журнал событий счетчика 5.3 Верхний уровень АСКУЭ | - Смещение по горизонтали и вертикали - Несанкционированные действия - Связь с другими средствами учета |
| 6 | Повреждения коммуникационной линии | 6.1 Профиль нагрузки 6.2 Переходный процесс фазных токов 6.3 Средства релейной защиты и автоматики | - Смещение по горизонтали и вертикали - Сильные отклонения прямых показателей качества |
| 7 | Перепараметризация счетчика | 7.1 профиль нагрузки 7.2 журнал событий счетчика 7.3 АСКУЭ | - Смещение по горизонтали - Несанкционированные действия - Изменение тарифных границ |

[1], фрактального анализа [2], методов кластеризации [3] и др.

Алгоритмы выявления и идентификации критических событий

В качестве основной информации для выявления и идентификации указанных критических событий предлагается исследовать профиль нагрузки, поступающий со счетчиков электроэнергии с заданной частотой съема информации (как правило, от 30 мин. до 1 раза в сутки). При этом учетные данные проходят первичную обработку на сервере АИИС КУЭ, где, в том числе производится их верификация и валидация. Профили нагрузки прошедшие процедуры достоверизации, могут считаться пригодными для их последующей обработки с целью извлечения информации о возможных критических событиях.

Кроме того, вместе с профилем нагрузки, отражающим потребляемую мощность, доступными для исследования являются другие измеренные счетчиком параметры электрической энергии.

Выявление критических событий предлагается осуществлять посредством применения двухслойной искусственной нейронной сети прямого распространения [4] (рис. 1).

В качестве алгоритма обучения используется метод обратного распространения ошибки на основе масштабированного метода сопряженных градиентов [4].

На входной слой искусственной нейронной сети подаются векторы исходных данных X , формируемых из профилей нагрузки, журналов событий и других параметров электрической сети. При этом $X = [x_1, \dots, x_n]$, где n — число признако-устанавливаемых функций. На выходе получаем вектор $Y = [y_1, \dots, y_m]$, где m — число идентифицируемых критических событий. Если пересечение событий по устанавливаемым признакам не допускается, то вектор Y должен содержать только одну компоненту, отличную от нуля.

В таблице представлены рассматриваемые в работе критические события и устанавливаемые для них отличительные признаки на основе экспертных знаний.

Пример идентификации критических событий металлургического комбината

Рассмотрим данные металлургического комбината: профиль нагрузки полной потребленной мощности, усредненной на часовом интервале за две недели, а также данные по номинальному потребляемому току. На рис. 2 приведен профиль нагрузки потребляемой мощности предприятия за сутки. На рис. 3 представлено суточные значения номинального тока. Как видно

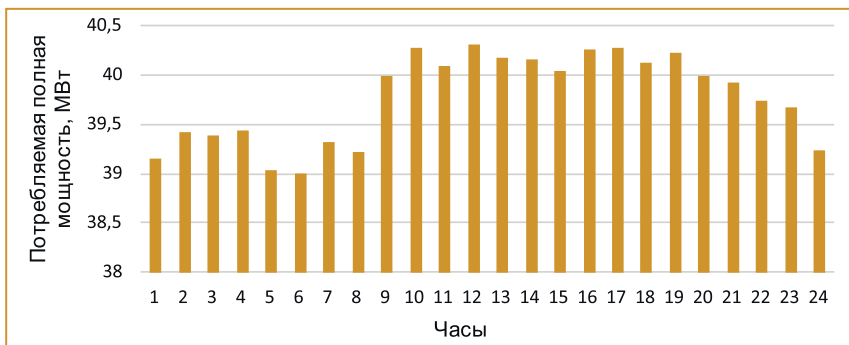


Рис. 2. Профиль нагрузки полной потребляемой мощности за сутки с часовым усреднением

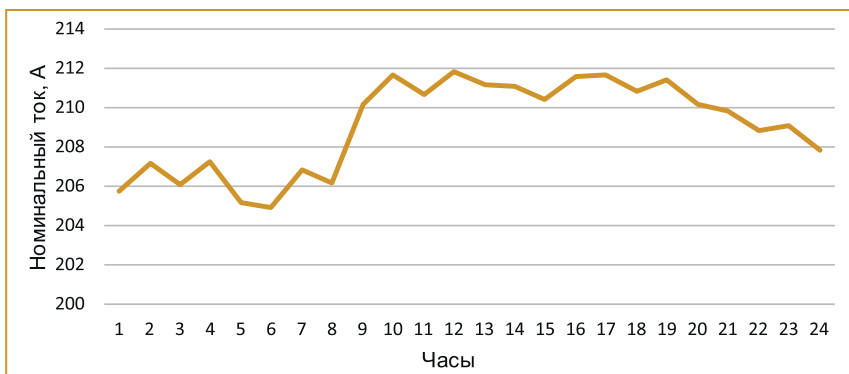


Рис. 3. Потребляемый номинальный ток за сутки

из рис. 2, средняя потребляемая мощность предприятия во время рабочей смены с 9 утра до 21 вечера составляет около 40 МВт. А в ночное время значение падает до 39 МВт.

Разрешенная договорная потребляемая мощность для предприятия составляет 45 МВт, полученная из расчета пиковых моментов потребления в момент включения мощных электроприемников.

Если в период работы предприятия произойдет несанкционированное подключение дополнительных электроприемников, то произойдет увеличение номинального тока и потребляемой мощности, хотя значение мгновенной мощности может не превышать договорных значений и, следовательно, не вести к крупным штрафам, но данный факт может нести другие негативные последствия.

Необоснованное отклонение электрических нагрузок вызывает повышенные расходы на компенсацию потерь электроэнергии, ускоряет износ электрооборудования, ограничивает производительность отдельных агрегатов и всего предприятия.

Для обнаружения данного факта воспользуемся предложенным алгоритмом выявления и идентификации критических событий.

На вход искусственной нейронной сети (ИНС) подается вектор данных, собранных за две недели работы предприятия (часы, потребляемая мощность, номинальный ток). Скрытый слой содержит 10 нейронов, а на выходе — один нейрон, что представляет собой эвристический выбор ИНС в форме достаточ-

но простой структуры. Имеем один выход y_1 , который может находиться в двух состояниях:

- нормальная работа (отсутствие критических событий): $y_1=0$;
- выявлено критическое событие типа “Несанкционированное подключение к электрической сети новых электрических приемников”: $y_1=0$.

На первой неделе контрольного периода средняя потребляемая мощность составила 40 МВт, что соответствует нормальному режиму функционирования комбината. На второй неделе средняя потребляемая мощность возросла от 40 МВт до 43 МВт. Также увеличилось значение среднего потребляемого номинального тока.

Для обучающей выборки предлагается взять 80% от массива исходных данных, еще 10% для проверочного набора данных и оставшиеся 10% не участвуют в обучении, а используются в качестве тестовой выборке. Такие пропорции обычно приняты при решении аналогичных задач [4].

В качестве результата обучения и работы ИНС в среде MATLAB представлена матрица ошибок сети Confusion (рис. 4). В матрицах из рис. 4 для каждого класса наблюдений приводятся результаты отнесения наблюдений к тому или иному классу. Матрицы типа Confusion позволяют видеть, путает ли классификатор классы. Столбцы матриц соответствуют предсказанным классам,



Рис. 4. Матрица ошибок сети

Математика может быть занимательной, математические фокусы – впечатляющими, отношения, в которые вступают между собой цифры – привлекательными. Числа не управляют миром, но показывают, как управляется мир.

Иоганн Вольфганг Гёте

а строки — фактическим классам. Матрицы несоответствия построены для трех множеств данных: обучающего (Training Set), контрольного (Validation Set), тестового (Test Set) и суммарного, состоящего из этих трех множеств. Рассмотрим Training Confusion Matrix (матрица обучающей выборки), где 201 — это число измерений, характерных для обычной работы; а 67 — число измерений, имеющих отклонение, то есть так называемые критические события. При этом сумма 201 и 67 составляют 80% от исходной выборки, а в матрицах Validation Set и Test Set сумма 27 и 7 составляют примерно по 10% от исходной выборки. Здесь аналогично обучающей выборке 27 — число измерений характеризуют нормальную работу, а 7 — число нехарактерных значений измерений. Во второй ячейке первого столбца и первой ячейке второго столбца показан процент ошибки выявления ИНС данных двух классов измерений. Как видно из рис. 5, ИНС достаточно простой структуры однозначно выявила критическую ситуацию.

Выводы

1. Предложен метод выявления существенных отклонений при ведении контроля и учета потребляемой электроэнергии на границе балансовой принадлежно-

сти электросетевой компании и потребителя от установленных договорными отношениями параметров. Предложенный метод, основанный на применении аппарата ИНС прямого распространения, позволил произвести идентификацию критических событий.

2. Предложен к рассмотрению перечень критических событий для процесса поставки и учета потребляемой электроэнергии. Разработана таблица их отличительных признаков и признако-определяющих функций. Данные этой таблицы положены в основу работы алгоритма идентификации критических событий.

3. Приведен иллюстрирующий пример идентификации критических событий металлургического комбината. Предложенная вычислительная процедура на основе ИНС и двухнедельного профиля нагрузки и графика тока позволила выявить критическое событие типа: «Несанкционированное присоединение к электросети новых электроприемников и генераторов», что подтверждает работоспособность предлагаемого метода.

Список литературы

1. Суханов А.В. Нечетко-стохастические методы выявления аномальных событий в темпоральных данных // ФГБОУ ВО РГУПС — 2016. — С. 24 -54.
2. Сухов В.Е. Система обнаружения аномалий сетевого трафика на основе искусственных иммунных систем и нейросетевых детекторов // Вестник РГРТУ — 2015 - № 54.
3. Басараб М.А. Обнаружение аномалий в информационных процессах на основе мультифрактального анализа — 2014.
4. Mori H.A. Hybrid intelligent system for fault detection in power systems // IEEE — 2002.
5. Хайкин С., Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. — М.: Издательский дом «Вильямс». 2006. С. 169-338.
6. Benítez I. Classification of customers based on temporal load profile patterns // CIGRE - 2016 - D2-108.

*Коченгин Алексей Евгеньевич — инженер-программист компании Прософт,
Павлюк Галина Прокофьевна — старший преподаватель,
Шихин Владимир Анатольевич — канд. техн. наук, доцент НИУ МЭИ.
E-mail: kochenginalexey@gmail.com PavliukGP@mpei.ru ShikhinVA@mpei.ru*

КРОК поможет обучать промышленный персонал с помощью VR

Центр виртуальной реальности КРОК анонсировал промышленное решение на основе технологий 3D и виртуальной реальности (VR, VirtualReality) для обучения персонала производственных предприятий. Комплексное решение объединяет экспертизу КРОК по созданию готовых курсов VR по охране труда и промышленной безопасности и разработку архитектуры VR-решений по запросу заказчика. Решение КРОК ориентировано на предприятия нефтегазового сектора, нефтехимию, металлургические производства, энергетику и добывающие индустрии — отрасли, где велика роль человеческого фактора, и есть риски производственного травматизма.

VR-решение реализовано как средство управления рисками в промышленности в рамках перехода к Industry 4.0 и помогает компаниям обучать сотрудников безопасному поведению на производстве. Это достигается за счет интерактивного погружения персонала в различные сценарии нештатных ситуаций и оказания эмоционального эффекта с использованием компьютерной симуляции в VR.

Промышленное решение КРОК затрагивает наиболее распространенные причины аварий - склонность к риску и несоблюдение правил работы с оборудованием. Внедрение интерактивных курсов и тренажеров виртуальной реальности позволяет снизить прямое влияние таких рисков на бизнес, исключить неэффективное использование машинного времени, затраты на ремонт оборудования и репутационные потери.

VR-решение КРОК представлено в нескольких форматах и может быть адаптировано для разных платформ: в формате 3D для ПК, VR-очков и шлемов виртуальной реальности, промышленных VR-систем и многопользовательских устройств с поддержкой VR. Каждый из сценариев отличается степенью погружения пользователя в контент, его адаптивностью под мобильное использование и качеством графики.

При этом возможна разработка как отдельных сценариев, так и единых вариативных VR-курсов в зависимости от потребности и сложности процесса. Заказчик получает готовый VR-тренинг по охране труда и промышленной безопасности, построенный на основе конкретных опасных производственных факторов. Интеграция с корпоративными системами обучения (Learning Management System) позволяет проводить как индивидуальные занятия удаленно, так и групповые тренинги в учебном классе с прозрачным контролем успеваемости персонала.

В результате заказчик получает готовую инфраструктуру с возможностью создания единой архитектуры VR-решений для внедрения в бизнес-процессы, гибкую настройку сценариев и коллективный удаленный доступ. На этапе старта проекта по запросу может проводиться оценка проблемных зон в ходе Customer Development, например, выявление часто повторяющихся ошибок персонала при работе с оборудованием. На основе полученных данных эксперты КРОК формируют аналитический отчет и разрабатывают дорожную карту внедрения VR-решений на предприятии.

[Http://www.croc.ru](http://www.croc.ru)