

Обзор методов обработки сигналов и машинного обучения в микросетях постоянного тока

Канче Анджаях^{a,*}, Джонналагадда Дивья^b, Элуре Н.В.Д.В.Прасад^c, Рену Шарма^b

^a Технологический и инженерный институт Саси, Тадепаллигудем, Андхра-Прадеш, Индия

^b Сикша О Анусандхан (признан университетом), Бхубанешвар, Одиша, Индия

^c Инженерный колледж Шри Васави, Тадепаллигудем, Андхра-Прадеш, Индия

Аннотация

Низковольтные микросети постоянного тока (DC) недавно стали перспективной и жизнеспособной альтернативой традиционным микросетям переменного тока (AC), демонстрируя множество преимуществ. В связи с этим исследователи изучают потенциал микросетей постоянного тока в различных конфигурациях. Однако, несмотря на устойчивость и точность, обеспечиваемые микросетями постоянного тока, возникают различные сложности при внедрении в современные системы распределения электроэнергии. Среди этих проблем особое значение имеет диагностика неисправностей. Быстрое обнаружение неисправностей в микросетях постоянного тока имеет важное значение для поддержания стабильности и обеспечения бесперебойного электроснабжения критически важных нагрузок. Основная проблема заключается в отсутствии стандартов и руководств по защите и безопасности микросетей постоянного тока, включая процедуры обнаружения, локализации и устранения неисправностей как в режиме подключения к сети, так и в автономном режиме. В ответ на это в данном исследовании представлен краткий обзор различных подходов к защите микросетей постоянного тока.

Ключевые слова: Микросети постоянного тока; Математический подход; Метод обработки сигналов; Метод машинного обучения; Гибридная модель; Обнаружение

0 Введение

В современную эпоху электричество стало основой технологического прогресса, экономического роста и благополучия общества. В условиях глобального перехода к более чистым и устойчивым энергетическим решениям все больше внимания уделяется интеграции возобновляемых источников энергии, таких как солнечные фотоэлектрические системы (PVs), ветровая энергия и системы хранения энергии на основе аккумуляторов, в электросети. Растущий спрос на энергию в сочетании с опасениями по поводу неопределенности климатических условий и истощения запасов ископаемого топлива ускорил переход к децентрализованному производству электроэнергии. Однако интеграция возобновляемых источников энергии в традиционные сети переменного тока (AC) сопряжена со значительными трудностями, включая потери при преобразовании энергии, проблемы со стабильностью и сложные вопросы синхронизации. Для преодоления этих трудностей перспективным решением становятся микросети постоянного тока (DC) благодаря их способности эффективно интегрировать возобновляемую энергию, системы хранения и современные силовые электронные преобразователи [1]. Кроме того, исследователи обратили своё внимание на гибридные микросети, чтобы извлечь выгоду как из сетей переменного, так и постоянного тока. Пример архитектуры гибридной микросети показан на рис. 1. Эта микросеть состоит из возобновляемых и невозобновляемых источников энергии, нагрузок переменного и постоянного тока, а также подключения к электросети.

Источники постоянного тока напрямую подключены к узлу постоянного тока, тогда как источники переменного тока подключены в точке общего соединения в системе узлов переменного тока. Однако, несмотря на то, что такая схема использует преимущества гибридных микросетей, критически важные аспекты, такие как управление сетью и изоляция возникающих неисправностей, остаются сложными. Поэтому большинство приложений строятся на основе микросетей

постоянного тока, а не микросетей переменного тока, из-за их значительных преимуществ. Как правило, микросети постоянного тока обеспечивают более быстрое время реагирования, лучшее регулирование напряжения и упрощенные стратегии управления мощностью, что делает их весьма подходящими для таких приложений, как интеллектуальные сети, центры обработки данных, промышленные объекты, зарядные станции для электромобилей (EV), космические экспедиции и проекты удаленной электрификации [2,3]. Несмотря на эти преимущества, микросети постоянного тока представляют собой значительные эксплуатационные задачи, особенно в части обнаружения неисправностей, защиты и диагностики работы в автономном режиме. В данном обзоре рассматриваются проблемы защиты микросетей постоянного тока, охватывающие такие важные аспекты, как характеристики тока короткого замыкания, системы заземления, методы обнаружения неисправностей, защитные устройства, обнаружение работы в автономном режиме, обнаружение нарушений качества электроэнергии (PQD) и методы определения местоположения неисправностей. Каждая область рассматривается всесторонне, и намечаются будущие тенденции в области защиты микросетей постоянного тока.

Надежная схема защиты микросети постоянного тока должна обеспечивать надлежащее заземление, быстрое и точное обнаружение неисправностей, ограничение тока и использование современных автоматических выключателей постоянного тока (DCCB) [1]. Заземление повышает надежность сети, минимизирует утечки и способствует эффективному обнаружению неисправностей, удовлетворяя требованиям безопасности, устойчивости к повреждениям и обнаружения. Быстрое распространение неисправностей в линиях постоянного тока в сочетании с низким сопротивлением и реактивным сопротивлением требует инновационных стратегий определения местоположения неисправности, балансирующих производительность, сложность и стоимость [4]. Нелинейности силовой электроники создают сложности для обнаружения и координации. В большинстве исследований решался вопрос с использованием защиты на основе текущего профиля. Хотя эти методы быстры, они ненадежны для коротких замыканий с высоким импедансом (HIF), в то время как существующие методы с производными и направленными импульсами претерпевают чувствительность к шуму. Для микросетей критически важны автоматические выключатели постоянного тока (DCCB), обеспечивающие гальваническую изоляцию, быстрое реагирование, низкие потери, длительный срок службы и надежность, превосходящие автоматические выключатели переменного тока по динамике коротких замыканий постоянного тока [2,3,5,6]. PQD, такие как провалы напряжения, скачки напряжения, гармоники и переходные процессы, часто возникающие из-за неисправностей и событий переключения, снижают надежность оборудования, что требует обнаружения и классификации PQD в реальном времени [3,6]. Обнаружение островного режима сложнее в сетях постоянного тока из-за отсутствия реактивной мощности, что требует использования методов, основанных на напряжении, вместо традиционных стратегий переменного тока. Стандарты, такие как IEEE 1547 и UL 1741, требуют адаптации для постоянного тока [7]. Интеграция распределенной генерации (DG) создает проблемы защиты: изменение уровней тока короткого замыкания, ослабление защиты, ложные срабатывания, непреднамеренное отключение от сети и проблемы автоматического повторного включения. Защитные устройства должны быть селективными, чувствительными, быстрыми, надежными и экономически эффективными, а для динамических микросетей необходимы адаптивные, интеллектуальные схемы защиты [8]. Традиционные статические схемы не подходят для динамических, изолированных систем. Современные стратегии, такие как двухпозиционные направленные реле сверхтока, реле скорости изменения напряжения и логика I-V, повышают адаптивность [9]. Искусственный интеллект, посредством нейронных сетей, машин опорных векторов и эволюционных алгоритмов, используется для оптимизации настроек защиты и обеспечения адаптивности в реальном времени. Реле с поддержкой связи дополнительно улучшают координацию, но вызывают сомнения по поводу кибербезопасности, подчеркивая необходимость интеллектуальных, адаптивных и безопасных систем защиты [10].

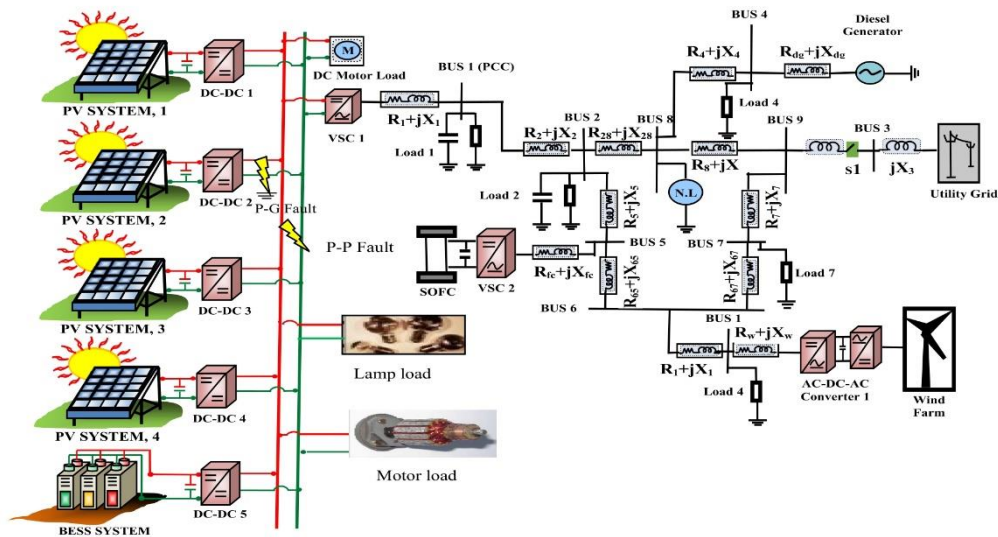


Рис. 1. Микросеть с возобновляемыми источниками энергии и распределительными нагрузками.

В ответ на эти задачи множество исследователей провели масштабные изучения диагностических методов и схем защиты для микросетей постоянного тока. Этот растущий исследовательский интерес подчеркивается линейчатой диаграммой на рис. 2 [5], которая основана на анализе трендов Scopus, демонстрирующем растущее внимание к стратегиям защиты микросетей постоянного тока в последние годы. Этот растущий исследовательский интерес отражает острую необходимость в надежных методах диагностики неисправностей для обеспечения надежной работы микросетей постоянного тока. Различные типы неисправностей, включая замыкания между полюсами, замыкания между полюсами и землей, а также высоковольтные замыкания, могут существенно повлиять на стабильность микросети, если их не обнаружить и не изолировать своевременно. Поэтому эффективные схемы защиты играют решающую роль в минимизации времени изоляции неисправностей, предотвращении повреждения оборудования и повышении общей устойчивости микросетей.

Для решения этих важнейших задач в данной статье представлен всесторонний обзор различных схем защиты, используемых в микросетях постоянного тока, с акцентом на диагностику неисправностей и диагностику работы в автономном режиме. В рамках достижения этих целей авторы провели обширное исследование различных статей, посвященных микросетям постоянного тока. На основе этого исследования статьи были классифицированы в соответствии с используемыми алгоритмами и методами следующим образом:

1. Математические методы. Эти подходы используют уравнения системы и алгоритмы управления для обнаружения и локализации неисправностей на основе ключевых параметров, таких как напряжение, ток и сопротивление.

2. Методы, основанные на обработке сигналов. Эти методы используют передовые инструменты анализа сигналов, включая преобразования Фурье, преобразование элементарных волн и преобразование Гильберта-Хуанга, для получения характеристик неисправностей во временной и частотной областях с целью классификации различных неисправностей.

3. Подходы, основанные на машинном обучении (ML). В этом подходе используются различные методы ML, такие как искусственные нейронные сети (ANN) и машины опорных векторов (SVM), для достижения превосходных и точных результатов в плане обнаружения и классификации неисправностей. Кроме того, они сосредоточены на обнаружении и классификации событий в изолированном режиме с помощью ML.

4. Гибридные модели. Эти методы сочетают в себе несколько подходов для повышения надежности обнаружения неисправностей, снижения количества ложных распознаваний сигнала и адаптации к различным условиям микросети.

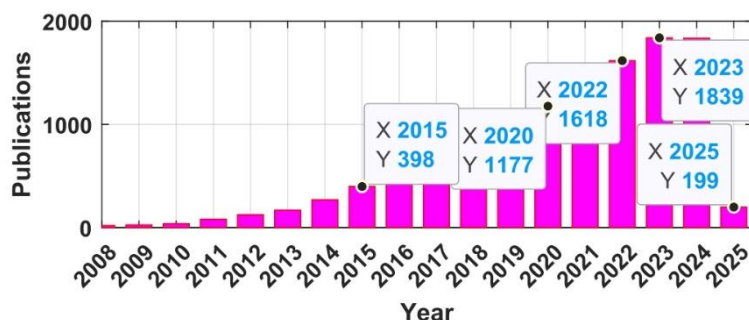


Рис. 2. Публикации по защите микросетей постоянного тока в базе данных Scopus по годам.

Каждая из этих схем защиты имеет решающее значение для обеспечения бесперебойной и плавной работы, безопасности и эффективности микросетей постоянного тока. Однако сохраняются значительные сложности, особенно в отношении внедрения в реальном времени и адаптации к различным архитектурам микросетей. Несмотря на многочисленные исследования в этой области, по-прежнему существует необходимость во всестороннем обзоре, который бы обобщил существующие стратегии защиты и критически оценил их эффективность в реальных условиях. Данная статья восполняет этот пробел, обобщая достижения и новые тенденции в области защиты микросетей постоянного тока, предлагая структурированный анализ стратегий обнаружения неисправностей, изоляции и работы в автономном режиме. Оценивая их сильные и слабые стороны, это исследование призвано направлять будущие исследования и технологические разработки в этой важнейшей области. В конечном итоге, коллективные усилия исследователей продолжают способствовать прогрессу в направлении устойчивых и надежных энергетических решений, раскрывая весь потенциал микросетей постоянного тока в современных энергосистемах.

1. Обзор схем диагностики неисправностей в сетях постоянного тока, основанных на математическом подходе.

Схемы диагностики неисправностей, основанные на математическом подходе, обычно опираются на математические уравнения, анализ цепей и моделирование системы для обнаружения аномальных условий и возникновения неисправностей в микросетях постоянного тока. Эти подходы привлекли значительное внимание благодаря их малому времени вычислений, способности обрабатывать варианты моделирования неисправностей и экономической эффективности, поскольку позволяют избежать необходимости в обширных каналах связи [11]. В стремлении к надежной работе микросетей постоянного тока в этом разделе представлен всесторонний обзор различных схем диагностики неисправностей, основанных на математическом подходе, используемых в микросетях постоянного тока. Эти схемы охватывают обнаружение неисправностей, их классификацию и оценку местоположения. Для обеспечения систематического анализа математические подходы подразделяются на четыре основных метода: основанные на сопротивлении, основанные на перегрузке по току, основанные на производной тока и основанные на связи, которые были проиллюстрированы ниже.

1.1 Схемы диагностики неисправностей на основе сопротивления

В этом разделе представлены стратегии защиты на основе сопротивления. В методах диагностики неисправностей на основе сопротивления его измерения используются для идентификации и точного определения неисправностей в микросетях постоянного тока. Эти методы обеспечивают

быстрое обнаружение неисправностей, что особенно полезно в микросетях с источниками DG. Более ранние исследования [12-15] были сосредоточены на обнаружении и локализации неисправностей с использованием параметров кабеля, таких как сопротивление, индуктивность и емкость. Активный подход с использованием сопротивления применялся для определения местоположения и классификации неисправностей, предоставляя информацию об изменении конфигурации при возникновении неисправности для её изоляции типа P-P-G и N-P-G [12,13]. В [14] подход, основанный на сопротивлении, различал неисправные и исправные состояния с помощью фиксированного порогового значения сопротивления, фокусируясь на типах неисправностей P-P-G и N-P-G, которые классифицировались по знакам текущего результата. Другой подход, представленный в [15], обнаруживал неисправности с помощью параметров сети сопротивление-индуктивность-емкость (R-L-C), контролируемых защитными устройствами с помощью нескольких пороговых значений. Хотя этот подход точен, учет сопротивления и индуктивности кабеля привел к увеличению вычислительных затрат.

В современных стратегиях для обнаружения, классификации и оценки местоположения неисправностей используются индивидуальные параметры. В [16,17] для точного обнаружения и определения местоположения неисправностей применялись методы, основанные на сопротивлении кабеля и сопротивлении эквивалентной цепи. В [11] были введены зональные конфигурации микросетей постоянного тока для повышения надежности, которые были проверены в режиме реального времени для обнаружения и локализации неисправностей. Оценка местоположения неисправности в режиме реального времени проводилась с помощью сопротивления для устранения неисправностей, возникающих во время питания с обоих концов, и для оценки расстояния до неисправности. Этот подход был особенно полезен при рассмотрении кольцевых микросетей [17]. Кроме того, в [2,13] были представлены методы определения места повреждения на основе индуктивности, оценивающие индуктивность линии с использованием кабеля и известных параметров из локальных измерений [12]. Авторы предложили новый двунаправленный поток мощности для многоисточниковых микросетей постоянного тока, превосходящий однонаправленный анализ. В [18] для измерения напряжения и тока использовались устройства IED для оценки неизвестных параметров методом наименьших квадратов для поврежденных кабелей. Авторы разработали точную математическую модель устранения неисправностей на основе индуктивности линии [18]. В [19] была разработана неитеративная схема защиты с использованием блока силового зонда для определения места повреждения, особенно во время HIF, с использованием сопротивления линии и коэффициента ослабления.

Примечательно, что эти стратегии обнаружения и локализации неисправностей исключают необходимость в выделенном канале связи, что демонстрирует их эффективность и простоту. Однако эти методы имеют ряд существенных ограничений, включая сложности в классификации неисправностей, необходимость сложных блоков питания, зависимость от предопределенных пороговых значений, потенциальную возможность ложноположительных срабатываний из-за неправильной координации и сложности в точном определении мест повреждений в HIF.

1.2 Диагностика неисправностей на основе перегрузки по току в сетях постоянного тока

Помимо схем защиты на основе сопротивления, внимание привлекли методы диагностики неисправностей на основе перегрузки по току. Эти передовые методы основаны на тщательном анализе величин тока для быстрого обнаружения и локализации неисправностей в микросети постоянного тока. В схеме защиты от перегрузки по току пороговые уровни величин тока предопределены. Когда ток превышает предопределенный порог, это указывает на неисправность, и защитные устройства предпринимают соответствующие действия для изоляции поврежденного участка [20]. В [21-25] авторы предложили схемы защиты от перегрузки по току для обнаружения и локализации неисправностей. В [21] была исследована подключенная к сети фотоэлектрическая

микросеть постоянного тока, в которой моделировались неисправности и проводилась их диагностика на платформе автоматизированного проектирования энергосистем (PSCAD) или Electromagnetic Transient Dynamic Computer (EMTDC), после чего были проведены эксперименты в реальном времени на dSPACE 1104. Были разработаны защитные реле на основе защиты от перегрузки по току для прерывания и изоляции неисправности на преобразователе [22]. Авторы предположили, что автоматические выключатели встроены в преобразователь для защиты подключенного оборудования, в частности, для обработки неисправностей типа «P-P» и «P-G». В [23] была представлена новая схема защиты от перегрузки по току с использованием средств связи для фотоэлектрических микросетей постоянного тока, работающая как в автономном, так и в сетевом режимах. В схеме были внедрены инновационные стратегии работы реле путем установки реле по зонам и решения проблем координации с использованием схемы блокировки и коммуникационной инфраструктуры. В [24] была введена направленная защита от повышенного тока (DOC), которая отслеживала его направление и изолировала участки во время повреждений. Схемы на основе DOC минимизировали время срабатывания реле [25], в то время как комбинированные реле защиты от повышенного тока и DOC координировались для обнаружения и изоляции повреждений кабеля [23,24].

Хотя реле защиты от повышенного тока обеспечили более быстрое устранение и обнаружение неисправностей типа «P-P» и «P-G», они имеют ограничения, включая сложность установки соответствующих пороговых значений, непригодность для незначительных повреждений и высоких значений интенсивности тока, невозможность точной оценки места повреждения и несоответствие классификации неисправностей. Кроме того, достижение оптимальной координации между несколькими защитными реле может быть более сложной задачей, поскольку оно чувствительно к изменениям нагрузки, обладает ограниченной адаптивностью к изменениям системы, может приводить к ложноположительным срабатываниям из-за пускового тока и шумовых сигналов, а также к недостаточному учету сопротивления короткого замыкания.

1.3 Схемы защиты на основе связи и дифференциальной защиты для микросетей постоянного тока

В этом разделе рассматриваются схемы защиты на основе связи и дифференциальных измерений для микросетей постоянного тока, использующие коммуникационную инфраструктуру и дифференциальные измерения для оптимального обнаружения неисправностей и точной локализации. Авторы проанализировали различные публикации [26-30], чтобы осветить последние достижения и преимущества этих методов. В [26] модифицированная разница квадратов индекса разрыва в уровне бедности была оценена по току короткого замыкания. Защита на основе связи от неисправностей типа P-P и P-G использует IED и твердотельные выключатели (SSCB) с применением предопределенных пороговых значений через высокоскоростную волоконную оптику. Авторы восстановили зоны повреждений путем повторного включения SSCB и классифицировали повреждения на основе полярности тока: положительная для внешних повреждений и отрицательная для внутренних. Были разработаны схемы защиты на основе наложенных токов и дерева повреждений (FTR) с использованием связи между IED [27,28]. В методе FTR индекс надежности [27] используется с помощью булевой логики для защиты кольцевой микросети постоянного тока (DCRM). Для принятия решений о защите были представлены наложенные токи на *Δ*plane [29]. В [30] была представлена схема защиты от колебаний на основе обратной зависимости мощности от времени, позволяющая избежать сбоя связи путем координации с реле для защиты микросети постоянного тока от повреждений. Кроме того, индекс помех рассчитывался путем оценки разницы между выборками для обнаружения неисправности. Однако эти методы имеют слабые места в связи, сложности конструкции, чувствительности к сопротивлению неисправности, зависимости от индекса помех, проблемах координации и риске ложных срабатываний. Эти факторы влияют на надежность, масштабируемость, совместимость, стоимость

и квалификацию специалистов. Для решения этих сложностей, имеющих отношение к связи и сопротивлению, используются схемы защиты на основе дифференциального тока.

Для сокращения времени обнаружения неисправности дифференциальный ток измеряется с обоих концов, а сумма токов сравнивается с порогом срабатывания автоматического выключателя [31]. Затем, для повышения надежности, были введены схемы защиты от дифференциальных неисправностей на основе кумулятивной суммы (CUSUM) [32,33]. В [32] модифицированная схема CUSUM, в которой использовалось пошаговое сравнение, применялась вместе с защитой блока для защиты от Р-Р, Р-Г и последовательных дугowych замыканий. Вдохновленные [32], исследователи выполнили обратные и прямые дифференциальные подходы с помощью CUSUM для микросети постоянного тока в узле IEEE-9 [33]. Кроме того, для решения задачи ошибки синхронизации времени в [34] была предложена многовыборочная дифференциальная схема. Эта схема выполняла множественные сравнения в пределах окна выборки для обеспечения стабильности высокоскоростных дифференциальных схем защиты. Следовательно, эти подходы, основанные на дифференциальном токе, дали плодотворные результаты с точки зрения точного обнаружения, времени обнаружения и координации между реле. Более того, эти методы продемонстрировали возможность решения NIF.

Несмотря на свои преимущества, схемы дифференциальной защиты требуют высокоскоростных каналов связи для передачи сигналов и нуждаются в резервной схеме защиты. Кроме того, эти схемы чувствительны к изменениям параметров системы и требуют точной калибровки параметров. Несмотря на эти ограничения, авторы, вдохновленные [33] и [34], рассмотрели дифференциальный ток для обнаружения неисправностей и оценки их местоположения в различных структурах микросетей. Это послужило мотивацией для принятия стратегии защиты дифференциальным током для анализа неисправностей в [33].

1.3.1 Диагностика неисправностей на основе производной тока в МС постоянного тока

Для решения задач, связанных с ограничениями релейной защиты на основе перегрузки по току, были предложены подходы, основанные на линейном производном токе. Эти схемы включают мониторинг скорости изменения тока для быстрого и точного обнаружения и локализации неисправностей. Различные исследователи внесли значительный вклад в реализацию этих схем в различных структурах микросетей постоянного тока, о чем свидетельствуют исследования [34-39]. В [34] была представлена новая стратегия защиты DCRM на основе скорости нарастания тока, учитывающая неисправности с высоким и низким сопротивлением. Производный ток обрабатывал неисправности с высоким сопротивлением, в то время как адаптивная схема вторичной защиты на основе порогового значения контролировала неисправности с низким сопротивлением. Проверка включала шумовое содержание 40 дБ во время Р-Р и Р-Г неисправностей. В [35] небольшие искусственные индуктивности были размещены на головках линий для получения производной тока из захваченных напряжений во время неисправностей DCRM. Такие параметры, как длина проводника, погрешность измерения, сопротивление и индуктивность, влияют на оценку места повреждения. Фиксированный порог, установленный на уровне 95% длины кабеля, инициировал изоляцию повреждения путем срабатывания одного автоматического выключателя (СВ), после чего осуществлялась связь с другим автоматическим выключателем для изоляции поврежденного участка. Следует отметить, что точная оценка места повреждения не зависит от сопротивления повреждения. Была введена резервная схема защиты, основанная на локальных измерениях, для защиты микросети постоянного тока в случае сбоя связи [36]. Эта схема включала производные и интегральные характеристики тока для обнаружения и классификации Р-Р и Р-Г неисправностей. Здесь для резервной защиты использовался инструмент V-trace, и оценивалось местоположение неисправности. Для устранения этих недостатков авторы ввели адаптивные стратегии пороговых значений для первой и второй производных тока [37,38]. В [37] производные тока различали нормальные и неисправные состояния, а пороговые значения были улучшены за счет компенсации

усиления на основе величины тока в линии. Для обнаружения неисправностей в течение 250 мкс [37] ввел метод искусственной индуктивности линии для расширения области действия пороговых значений. В [38] неединичная защита с использованием токов первой и второй производных позволила избежать задержек связи от локальных измерений, обеспечив более быстрое обнаружение неисправностей. Для преодоления ограничений схем с производными токами [38] были внедрены стратегии фиксированных и адаптивных пороговых значений, нацеленные на обнаружение и изоляцию NIF.

Эти передовые методы, основанные на дифференциальных сигналах тока, предлагают значительные преимущества, такие как быстрая реакция на события повреждения с более высокой чувствительностью и точностью, снижение количества ложноположительных срабатываний и точное определение места повреждения. Кроме того, эти схемы защиты совместимы с изменениями в системе и передовыми стратегиями защиты. Однако, несмотря на многочисленные преимущества, методы, основанные на дифференциальных сигналах тока, имеют недостатки, такие как высокая чувствительность к шуму, зависимость от качества сигнала и сложность установки адаптивных пороговых значений. Они требуют тщательной калибровки и настройки, что делает регулирование реле более сложной задачей из-за их более быстрого реагирования.

Несмотря на недостатки, исследователи черпали вдохновение из [38] и [39], что привело к разработке модифицированных подходов на основе производных, которые демонстрируют перспективность в качестве эффективных схем защиты для обнаружения неисправностей и оценки их местоположения в различных структурах микросетей. Среди них схема обнаружения неисправностей на основе производной второго порядка тока продемонстрировала превосходство в [40], которую авторы и реализовали. В частности, в данной статье исследуется значение производной второго порядка разностного тока. Этот подход повышает чувствительность к сигналам, содержащим шум, и обеспечивает точное обнаружение и локализацию неисправностей.

2 Комплексный обзор методов обработки сигналов для диагностики неисправностей в низковольтных распределительных сетях постоянного тока.

Методы обработки сигналов в последнее время приобрели значительную популярность благодаря многочисленным преимуществам. Вдохновленные этими преимуществами, исследователи направили свои усилия применению сложных математических алгоритмов для эффективного обнаружения и локализации неисправностей в микросетях постоянного тока. Авторы представили краткий обзор избранных статей из различных публикаций, вносящих вклад в диагностику неисправностей в микросетях постоянного тока с использованием методов обработки сигналов.

Как правило, методы SP используются для анализа, улучшения и извлечения полезной информации из сигналов временной области, таких как сигналы тока. Первоначально эти методы преобразовывали сигналы временной области в частотную область для извлечения ценных сведений. Для достижения этой цели были использованы различные методы SP, причем преобразование Фурье (FT), разработанное французским математиком и физиком Жозефом Фурье, послужило первоначальным пионерским подходом [41]. В FT сигнал разлагается на синусоидальные частотные компоненты, отображая амплитуду и фазы этих компонентов посредством преобразования [41,42]. Защита от неисправностей на основе преобразования Фурье оказалась сложной задачей из-за его неспособности обрабатывать нестационарные сигналы, поскольку он предполагает, что частотные компоненты сигнала остаются постоянными во времени [42]. Быстрое преобразование Фурье (FFT), включающее дискретные вычисления точек данных и вычислительную сложность, было введено для преодоления ограничений FT [43]. FFT вычисляет дискретное преобразование Фурье (DFT) сигнала в частотной области. Оно разлагает сигналы на составляющие их частотные компоненты, облегчая анализ различных частот, присутствующих в сигнале, вместе с их соответствующими амплитудами и фазами. Подобно FT, FFT непригодно для

нелинейных сигналов из-за предположений о суперпозиции. Недавно в [44,45] была представлена защита от неисправностей на основе FFT путем анализа волновых форм и спектров. В [44] дуговые замыкания в генераторах постоянного тока на основе фотоэлектрических элементов диагностировались с помощью спектра, полученного в результате вычислений FFT, которые использовались для распознавания помех тока. Кроме того, FFT с интерполяцией окна Блэкмана использовалось для диагностики неисправностей в переключаемых реактивных двигателях [45]. Для смягчения ограничений FFT было введено кратковременное преобразование Фурье (STFT). STFT позволяет работать как с линейными, так и с нелинейными сигналами, предлагая преимущества перед обычным преобразованием Фурье, включая ускоренные вычисления и адаптируемые частоты дискретизации. Благодаря этим преимуществам исследователи широко используют STFT в приложениях реального времени в различных областях, включая спектроскопию, анализ звука и речи, вибрацию и биомедицинскую спектроскопию [46,47]. В частности, методы на основе STFT были предложены для защиты от неисправностей генераторов постоянного тока в [48,49]. Однако точность STFT зависит от количества отсчетов на окно, точек FFT и частоты дискретизации. Вейвлет-преобразование (WT) было введено для преодоления ограничений STFT. В [49] WT разложило сигналы на масштабы и частоты посредством свертки с вейвлет-функциями, получив коэффициенты, которые отражают особенности сигнала и аппроксимируют его, захватывая как высокочастотные, так и низкочастотные данные. Эта многоразрешающая стратегия позволила улучшить анализ локализованных во времени и изменяющихся по частоте атрибутов. Обнаружение неисправностей постоянного тока проводилось в [50,51] с использованием WT. Здесь WT позволило обнаруживать Р-Р неисправности [50] и дуговые неисправности [51], идентифицировать и различать линии без каналов связи [51]. Выбор материнского вейвлета определялся степенью корреляции, которая указывалась ненулевыми вейвлет-коэффициентами. В частности, для обработки низко- и высокочастотных компонентов использовались фильтры, полученные с помощью дискретного вейвлет-преобразования (DWT) [51]. Непрерывное вейвлет-преобразование (CWT) применялось для оценки места повреждения с использованием сигналов напряжения, используя материнский вейвлет Морле [52]. Хотя варианты WT дали более плодотворные результаты по сравнению с вариантами FT, они демонстрируют изменчивый характер без выбора подходящего материнского вейвлета.

Преобразование Стоквелла (S-преобразование) было введено в [53] для устранения недостатков FT и WT. S-преобразование основано на STFT и CWT, но устраняет их соответствующие недостатки [53]. Оно уточнило представление временной частоты с помощью гауссова окна перед выполнением STFT. Кроме того, результаты STFT были взвешены с помощью обратного стандартного отклонения окна, что улучшило локализацию частоты. Этот процесс оптимизировал частотно-временной анализ для переходных и частотно-изменяющихся характеристик. В [54-56] авторы ввели S-преобразование для обнаружения неисправностей [54], оценки местоположения [55] и мониторинга состояния ветряной турбины [56]. Неисправности выявлялись по высокочастотным компонентам, а помехи игнорировались нулевыми компонентами. Кроме того, S-преобразование было модифицировано для устранения его недостатков, особенно в отношении выбора окна, разрешения близко расположенных частотных компонентов и точного представления быстро изменяющихся сигналов [57]. Однако ограничения S-преобразования привели к исследованию альтернативных методов, таких как метод разложения сигнала на эмпирические моды (EMD). В EMD входной сигнал разлагается на внутренние модовые функции (IMF), которые адаптивно захватывают различные масштабы и частоты посредством повторяющейся идентификации экстремумов и средних огибающих [58]. В отличие от предопределенного оконного режима S-преобразования, EMD динамически адаптируется к сложности сигнала, что делает его эффективным для обработки нестационарных и нелинейных сигналов. Самоадаптивный характер EMD устраняет ограничения S-преобразования и предлагает расширенные возможности для обнаружения неисправностей и анализа переходных процессов. Благодаря своим возможностям

исследователи использовали EMD в различных приложениях, включая мониторинг вибрации, обработку финансовых данных, распознавание речи, анализ биомедицинских сигналов и диагностику неисправностей [58,59]. Обнаружение высокоимпедансных дуговых замыканий [60] и обнаружение Р-Р-замыканий [61] были проведены в [60,61]. Однако EMD сталкивается с проблемой смешивания режимов и несоответствующим представлением в частотной области, что препятствует его использованию при обнаружении неисправностей постоянного тока. Более того, его эффективность дополнительно ограничивается при работе с доминирующими низкочастотными сигналами, характерными для неисправностей постоянного тока [61]. Для преодоления этих ограничений был предложен ансамблевый EMD (EEMD), решающий эти задачи за счет многократных повторов с шумом, которые уменьшают смешивание режимов и улучшают представление в частотной области [62]. Хотя EEMD устраняет ограничения EMD, сам по себе он не способен точно обнаруживать неисправности из-за потенциальных остаточных шумовых помех и трудностей в точном захвате низкочастотных компонентов тока неисправности. Кроме того, для решения проблем, связанных с ограничениями EMD и EEMD, и достижения точного обнаружения неисправностей было введено преобразование Гильберта-Хуанга (ННТ) [63]. ННТ представляет собой комбинацию EMD и преобразования Гильберта (НТ). Здесь EMD разлагает сигнал, а НТ оценивает мгновенную частоту и спектр Гильберта для точной диагностики неисправностей [63]. Благодаря этим преимуществам ННТ широко используется в различных приложениях, в частности, для обнаружения неисправностей в синхронных машинах с постоянными магнитами [64], дистанционной защиты в высоковольтных линиях постоянного тока (HVDC) [65] и обнаружения подделок на цифровых изображениях [66]. Кроме того, маргинальный спектр Гильберта используется для обнаружения неисправностей в составных подшипниково-зубчатых системах [67]. Как видно из вышеупомянутых методов SP, ННТ является более точным и способен обрабатывать как линейные, так и нелинейные сигналы. Однако эти традиционные подходы часто испытывают трудности с обнаружением неисправностей и, как правило, демонстрируют более низкую точность.

Кроме того, для преодоления ограничений SP были введены передовые методы SP, такие как декомпозиция с помощью метода локальных средних значений (LMD), вариационная модовая декомпозиция (VMD), детрендрованный фрактальный анализ (DFA) и мультифрактальный детрендрованный фрактальный анализ (MF DFA). В [68] LMD улучшил разложение сигнала за счет отделения элементов локального среднего от колебательных режимов, тем самым оптимизируя извлечение внутреннего сигнала. Его адаптивность к локальным характеристикам сигнала улучшила анализ нестационарных и нелинейных сигналов, тем самым расширив возможности обнаружения неисправностей [68]. В [69,70] LMD используется для обнаружения сбоя в островном и не островном режимах [69] и обнаружения обрыва цепи в синхронных генераторах с постоянными магнитами [70]. Хотя LMD продемонстрировал значительные преимущества по сравнению с более ранними методами, он имеет ряд недостатков, включая переобучение, трудности в определении локальных средних компонентов и влияние на точность обнаружения неисправностей. Для решения этих проблем был предложен один из самых мощных и широко распространенных методов — VMD [71]. VMD разлагает сигналы на моды, минимизируя вариации при сохранении частотных характеристик [71]. Частотный спектр каждого режима смещается, разделяя сигнал на IMF, которые адаптивно извлекают частотные компоненты и уменьшают проблемы смешивания режимов. Итеративная оптимизация VMD позволяет получить динамические частотно-амплитудные режимы, полезные при диагностике неисправностей и анализе переходных процессов [72,73]. Здесь VMD был использован для обнаружения неисправностей в генераторах постоянного тока [72] и обнаружения дуговых замыканий [73] и достиг точных результатов в течение 10 мс. Однако задачи VMD включают выбор режима для сложных сигналов, чувствительность к шуму, определение штрафного коэффициента и потенциальную необходимость в дополнительных алгоритмах оптимизации.

Кроме того, для повышения надежности методов SP для обнаружения неисправностей значительное внимание привлекли методы временной области, такие как энергетический оператор Теагера (ТЕО) [74], CUSUM [75] и коэффициент корреляции Пирсона (РСС) [76]. Эти методы продемонстрировали возможность интеграции с различными методами SP для обнаружения неисправностей путем анализа переходных и неисправностных характеристик сигналов. Как правило, РСС измеряет взаимосвязь между двумя переменными, при этом его диапазон варьируется от 1 до 1 [76]. В случае неисправностей постоянного тока, где требуется быстрое и точное обнаружение для локализации поврежденного участка, ТЕО оказывается более эффективным, чем CUSUM, благодаря своей способности обнаруживать резкие изменения [77,78]. Кроме того, РСС используется для обнаружения неисправностей в кольцевых микросетях постоянного тока [79]. Передовые методы, такие как ННТ и ТЕО, были интегрированы в [80] для дальнейшего повышения эффективности обнаружения неисправностей, обеспечивая точное обнаружение неисправностей постоянного тока в DCRM на основе фотоэлектрических и ветровых панелей. Аналогично, передовые методы SP, такие как EEMD, LMD, VMD и ННТ, потребовали включения методов оптимизации для устранения их ограничений и создания надежных подходов к обнаружению. Различные методы обработки сигналов представлены на рис. 3.

В данном обзоре авторы представили различные методы оптимизации, которые могут легко интегрироваться с методами SP, что приводит к разработке передовых и эффективных стратегий обработки сигналов.

В последнее время были разработаны различные алгоритмы оптимизации для решения задач в реальном времени, особенно путем их смешения с методами SP и ML. Среди них алгоритмы роевого интеллекта и метаэвристические алгоритмы оптимизации на основе эволюции стали мощными парадигмами, как показано в [80,81]. Алгоритмы роевого интеллекта вдохновлены коллективным поведением, наблюдаемым в природе, таким как взаимодействие между децентрализованными агентами, такими как насекомые или птицы, что позволяет решать задачи совместно [81-88]. К числу известных алгоритмов этой категории относятся алгоритм оптимизации роя частиц [81], алгоритм оптимизации муравьиной колонии [82], алгоритм роя сальп [83] и алгоритм светлячков (FA) [84]. В свою очередь, эволюционные алгоритмы основаны на принципах естественного отбора и генетического наследования, используя динамические структуры, которые многократно улучшают решения внутри популяции посредством отбора, перехода и мутации. В отличие от роевого интеллекта, эти алгоритмы используют генетические механизмы для динамической оптимизации решений. Их механизм самосовершенствования повышает точность, устойчивость и адаптивность, что делает их эффективными в широком спектре приложений. К числу известных эволюционных алгоритмов относятся генетические алгоритмы (GA) [85], алгоритм кукушки [86], алгоритм синуса-косинуса [87] и алгоритм оптимизации китов (WOA) [88].

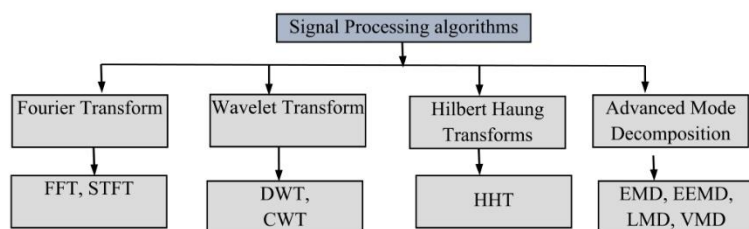


Рис. 3. Различные методы обработки сигналов.

Среди эволюционных алгоритмов WOA выделяется тем, что имитирует стратегии охоты китов, предлагая хорошо сбалансированный механизм исследования и эксплуатации. Этот особый подход повышает скорость сходимости и улучшает качество решения, превосходя традиционные эволюционные алгоритмы и алгоритмы роевого интеллекта [88]. Способность WOA эффективно

находить оптимальные решения, избегая локальных оптимумов, в сочетании с его адаптивностью к различным областям, подчеркивает его важнейшую роль в оптимизации приложений обнаружения неисправностей и обработки сигналов, среди прочих примеров. Однако, несмотря на многочисленные преимущества, алгоритм WOA чувствителен к настройке параметров управления, и, хотя он поддерживает баланс между исследованием и использованием, он все же может сталкиваться с проблемами локальных оптимумов. Для решения этих проблем была предложена улучшенная версия алгоритма WOA (IWOA), которая минимизирует целевую функцию коэффициента L-экссесса (L_k). Это улучшение усиливает управление параметрами, снижает подверженность локальным оптимумам и ускоряет сходимость. Для обнаружения неисправностей в кольцевых микросетях постоянного тока (DCRM) гибридизация VMD с IWOA предлагает впечатляющее решение. Благодаря интеграции возможностей разложения сигнала VMD с преимуществами оптимизации IWOA, этот гибридный подход обеспечивает высокую точность и надежность, гарантируя быстрое обнаружение неисправностей и островного режима работы в DCRM. Такое сочетание отвечает критически важной потребности в быстром, точном и надежном обнаружении в современных приложениях обработки сигналов.

Из предыдущего обсуждения ясно, что популярные методы SP, такие как EMD, EEMD, HHT и VMD, требуют поддержки со стороны других алгоритмов, которые могут включать простое дерево решений или любой классификатор, для диагностики неисправностей постоянного тока. В отличие от традиционных методов SP, методы SP, основанные на фрактальном анализе, в последнее время привлекают больше внимания исследователей благодаря своим значительным преимуществам, в частности, способности достигать точной классификации без каких-либо вспомогательных алгоритмов. Фрактальный анализ использовался для извлечения скрытых характеристик сигналов тока короткого замыкания в виде показателей масштабирования, таких как анализ флуктуаций и анализ масштабированного диапазона, которые являются статистическими инструментами [89]. Среди различных методов фрактального анализа DFA приобрел широкую популярность для обнаружения и классификации нестационарных сигналов. DFA служит инструментом преобразования для сжатия больших наборов данных в кривые флуктуаций низкой интенсивности и широко используется в научных исследованиях благодаря своей способности к обнаружению на больших расстояниях и возможности удаления трендов флуктуаций из сигналов. Более того, DFA извлекает внутренние статистические характеристики из временных рядов путем устранения внешних полиномиальных трендов различных порядков дифференциала. Благодаря этим преимуществам DFA применяется в различных областях, включая нейробиологию, геофизику и анализ биомедицинских сигналов [89,90]. Кроме того, он используется в энергетических системах для диагностики неисправностей [91]. Однако DFA сталкивается с проблемами при диагностике неисправностей, такими как резкие скачки в профилях без тренда из несвязанных полиномов аппроксимации, немонотонное поведение, чувствительность к большим наборам данных и нестационарным сигналам, а также отсутствие понимания локальных фрактальных компонентов. MFDFA был введен [92,93] для решения этих задач. MFDFA предлагает существенные преимущества, поскольку позволяет улавливать различное масштабирование в разных фрактальных компонентах сигнала, что дает возможность более детального изучения сложных данных. Он позволил получить представление о мультифрактальной природе сигналов, улучшить способность различать примеры флуктуаций и обеспечить более полную характеристику мультифрактальных систем.

Однако одной из проблем MFDFA является его применение только к многочленам фиксированного порядка, что делает его непригодным для многочленов более высокого порядка в процессе удаления тренда. Для преодоления этих ограничений в [94] был представлен модифицированный MFDFA для точной классификации неисправностей в DCRM на основе фотоэлектрических и ветровых систем. Авторы рассмотрели обнаружение неисправностей с использованием MFDFA, а также вторичного подхода в виде скользящего окна, что усилило возможности обнаружения

неисправностей даже для низких и высоких значений флуктуационной функции. Этот метод продемонстрировал превосходные результаты по сравнению с традиционными методами обработки сигналов за счет использования тригонометрических функций для оценки флуктуационной функции.

3 Комплексный обзор методов машинного обучения для диагностики неисправностей в низковольтных распределительных сетях постоянного тока.

В последнее время значительные преимущества, присущие методам машинного обучения, способствовали их широкому распространению. Руководствуясь этими преимуществами, исследователи активно применяют различные методы машинного обучения, такие как K-средние, метод k-ближайших соседей (KNN), ограниченная машина Больцмана (RBM), случайные деревья решений, SVM (метод опорных векторов), многослойный перцептрон, экстремальная обучающая машина, искусственные нейронные сети (ANN), рекуррентные нейронные сети (нейронная сеть с обратной связью), сверточные нейронные сети, глубокие сети доверия, сети случайных векторных функциональных связей и системы широкого обучения, для эффективного обнаружения и локализации неисправностей в сетях постоянного тока. Применение методов защиты и машинного обучения визуализировано на рис. 4. В этом разделе представлен всесторонний анализ методов машинного обучения, используемых для диагностики неисправностей в низковольтных распределительных сетях постоянного тока, с акцентом на их значимость, преимущества и ограничения в задачах обнаружения и классификации неисправностей. Обсуждение охватывает их применение для различных типов неисправностей, методы предварительной обработки данных, методы извлечения признаков и показатели производительности. В настоящее время классификация методом K-средних приобрел значительную важность для группирования различных сигналов. Распределение точек данных в группы на основе сходства способствовала распознаванию сигнальных примеров и сегментации данных [95]. Итеративный (циклический) процесс позволил уточнить центры групп, повысив точность в таких областях применения, как обработка изображений, геномика, сегментация рынка, классификация документов для анализа текста и обнаружение аномалий [95,96]. Кроме того, исследователи использовали классификацию методом K-средних для группировки внутренних и внешних неисправностей в линиях электропередачи HVDC [97]. Впоследствии для классификации был введен метод KNN, который определяет k ближайших соседей из обучающего набора данных, используя выбранный показатель расстояния при появлении новой точки данных. Алгоритм присваивает метку класса путем голосования большинства среди этих соседей, что делает KNN подходящим для различных областей применения, таких как распознавание изображений и совместная фильтрация [96,98]. RBM был представлен в [99] для решения ранее существовавших ограничений. RBM — это модель неконтролируемой нейронной сети (без учителя) с видимыми и скрытыми слоями. Она обучается путем выборки скрытых узлов, активируемых на основе входных данных, а на этапе реконструкции видимые узлы восстанавливают данные. RBM преуспела в обучении признакам, совместной фильтрации и сокращении размерности [99,100]. Однако она испытывала трудности с выявлением долгосрочных зависимостей в данных и страдала от переобучения на небольших наборах данных. Кроме того, для классификации был предложен метод SVM [101]. SVM преобразует данные в многомерное пространство для достижения классификации неисправностей с помощью гиперплоскости, которая максимизирует расстояние между классами в пространстве признаков, минимизируя ошибки классификации. Процедура общего метода машинного обучения визуализирована на рис. 5.

RF — это ансамблевый алгоритм для классификации и регрессии. Он строит несколько деревьев решений, используя бутстрапированные подмножества (с компенсационной обратной связью) и случайный выбор признаков, и объединяет их прогнозы для получения более точных результатов [102,103]. Этот подход обеспечивает значительные преимущества по сравнению с существующими

алгоритмами, такие как уменьшение переобучения, обработка зашумленных данных и повышение обобщающей способности [103]. Исследователи применяли RF для классификации и обнаружения неисправностей постоянного тока в микросетях постоянного тока на основе фотоэлектрических элементов с использованием локальных и главных детекторов [104,105]. Тем не менее, во время проверки в Simulink и в реальном времени он столкнулся с такими вопросами, как вычислительная сложность, ограниченная интерпретируемость и масштабируемость, обусловленные длиной данных фотоэлектрических массивов. Кроме того, для преодоления недостатков RF и повышения точности классификации был разработан MLP. MLP представляет собой нейронную сеть прямого распространения с входным, скрытым и выходным слоями, соединенными взвешенными связями [106,107]. Во время обучения сеть корректировала веса с помощью таких алгоритмов, как обратное распространение ошибки (BP), чтобы минимизировать ошибку. Благодаря своей способности улавливать сложные взаимосвязи, MLP широко используется для таких задач, как классификация, регрессия и распознавание образов. Исследователи использовали MLP для оценки места повреждения в кольцевых микросетях LVDC [108] и для классификации дуговых повреждений и оценки их местоположения [108]. Однако MLP претерпевает переобучение при недостаточном объеме обучающих данных и требует тщательной настройки гиперпараметров для оптимальной производительности.

Развитие этой области привело к появлению таких новых методов, как ANN, CNN, RNN и DBN [109-112]. ANN использует взаимосвязанные слои для изучения сложных закономерностей в данных, что позволяет справляться с различными задачами [109]. Благодаря бесшовной взаимосвязи, RNN специализируется на последовательных данных, сохраняя память посредством рекуррентных связей, что делает ее подходящей для задач обработки временных рядов и последовательностей [111]. Переходя к CNN, она была адаптирована для обработки изображений путем использования сверточных слоев для автоматического изучения иерархических признаков [110]. Наконец, DBN состоит из генеративных блоков для бесконтрольного обучения представлениям, которые впоследствии были доработаны для задач классификации [112]. Благодаря своим существенным преимуществам, эти методы машинного обучения были приняты в различных областях, включая диагностику неисправностей в сетях постоянного тока [113-117]. Исследователи использовали ANN для обнаружения неисправностей постоянного тока и оценки их местоположения, особенно фокусируясь на неисправностях типа P-P и P-G путем изменения сопротивления неисправности [113]. Для обнаружения и классификации неисправностей в сетях постоянного тока использовалась CNN [114], достигающая 99% точности для двух типов неисправностей: P-P и P-G. Особая форма RNN, известная как нелинейная авторегрессионная экзогенная (NARX) нейронная сеть, использовалась для защиты сетей постоянного тока от кибератак, в частности, для выявления ложных данных, направленных на манипулирование схемой напряжения и связанными с ним распределенными источниками энергии [115]. Кроме того, DBN использовался для диагностики неисправностей на зарядных станциях постоянного тока для электромобилей, успешно идентифицируя различные типы неисправностей [116]. Однако эти методы претерпевают различные недостатки. Они не могут классифицировать более широкий спектр неисправностей, в то время как проблема затухающего градиента в RNN влияет на длинные последовательности. CNN склонен к переобучению на небольших наборах данных, и хотя DBN способен обрабатывать несколько классов, его сложная послойная предварительная подготовка ограничивает его практическое применение и увеличивает время вычислений.

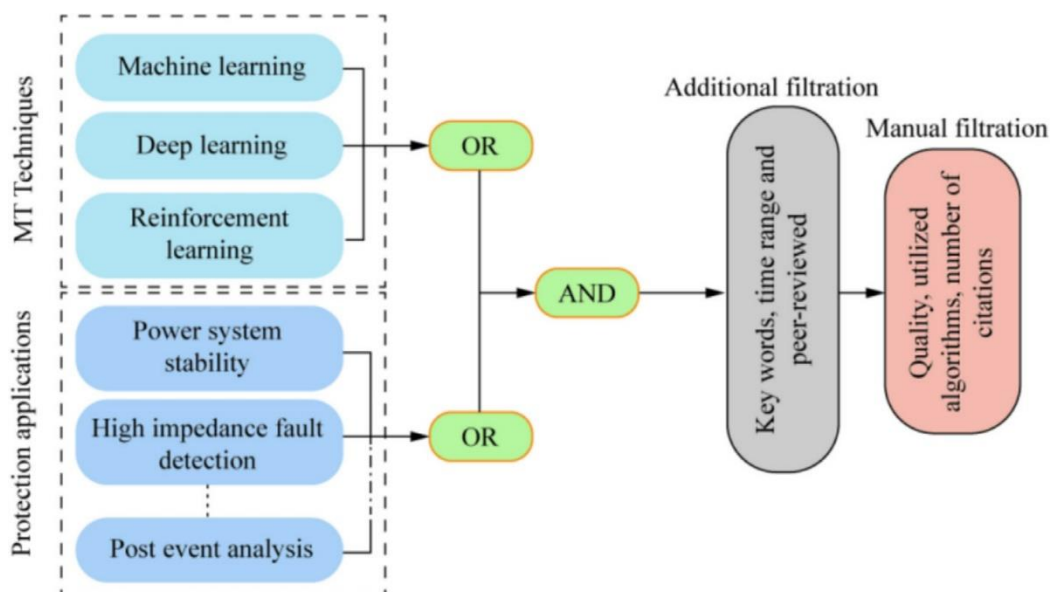


Рис. 4. Представление методов машинного обучения и их применения в энергетических системах.

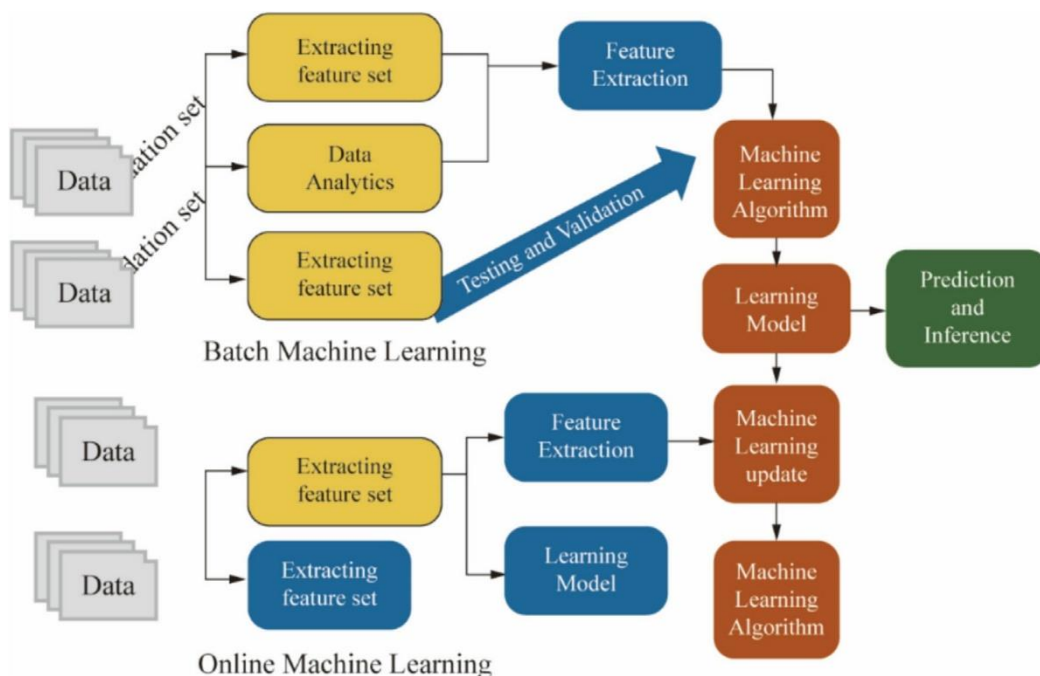


Рис. 5. Общая процедура применения метода машинного обучения.

Для повышения производительности машинного обучения исследователи представили ELM и его варианты, такие как ядровая ELM (KELM), многоядерная KELM (MKELM) и онлайн-последовательная ELM (OS-ELM) [117-120]. ELM имеет структуру, аналогичную MLP, но здесь веса от входа к скрытому слою назначаются случайным образом, а веса выхода определяются аналитически для минимизации ошибки обучения [117]. Такой подход позволил ELM достичь быстрого времени обучения и хорошей обобщающей способности. Традиционная ELM была расширена за счет включения ядерных функций для захвата сложных нелинейных взаимосвязей в данных, что привело к появлению KELM [118]. Благодаря использованию метода ядра, KELM повысил выразительность модели и упростил вычисление весов, что позволило эффективно обрабатывать нелинейные закономерности. Для дальнейшего улучшения производительности KELM был введен MKELM путем интеграции нескольких ядерных функций в KELM для учета различных аспектов сложных взаимосвязей данных, что делает его более универсальным для реальных вариантов моделирования [119]. Хотя KELM и MKELM приобрели значительную важность в различных

областях применения, они претерпевают недостатки, такие как выбор ядра, а выверенное сочетание ядер приводит к переобучению и увеличению вычислительной сложности. Для преодоления этих сложностей в [120] был представлен OS-ELM, который обрабатывает данные по частям и обновляет модель по мере поступления новых данных без переобучения всей модели. В результате он обладает повышенной универсальностью, сниженным потреблением памяти и подходит для областей применения реального времени. Благодаря этим преимуществам OS-ELM был использован для диагностики неисправностей постоянного тока в микросетях постоянного тока. Однако его производительность в основном зависит от выбора размера блока и скорости обучения.

Варианты ELM, в частности OS-ELM, продемонстрировали значительный потенциал в различных областях применения. Однако эти методы оказались непригодными для прямой диагностики неисправностей в сложных сигналах, таких как те, которые встречаются в генераторах постоянного тока. Для преодоления этого недостатка потребовалось объединение OS-ELM с методами обработки сигналов (SP), которые были рассмотрены в разделе 5.

Для решения вышеупомянутых задач и повышения производительности ELM и его вариантов были введены варианты RVFLN и варианты BLS, такие как ядро RVFLN (KRVFLN), многослойный KRVFLN (MKRVFLN), а также онлайн-последовательный (OS-RVFLN), инкрементальный BLS (INBLS) и каскадный BLS (C-BLS). В RVFLN веса генерируются случайным образом между входным и скрытым слоями, без необходимости многократного обучения, а скрытые узлы соединены через функции активации [121]. Кроме того, существует прямая связь между входом и выходом [122]. Во время обучения веса выходного слоя вычисляются аналитически с использованием псевдообратной матрицы Мура-Пенроуза, минимизируя ошибку. Однако в ELM нет прямой связи между входом и выходом. В результате RVFLN снижает риск переобучения, обеспечивает эффективное обучение и универсальность для больших наборов данных. Однако RVFLN также имеет недостатки, включая фиксированные случайные веса, сложности с обобщением на сложные взаимосвязи, отсутствие адаптивности к изменяющимся данным и потенциальную ошибку при тонкой настройке [122]. Для сглаживания этих недостатков в KRVFLN была введена функция ядра [123]. Здесь функция ядра используется для захвата сложных закономерностей и взаимосвязей в данных, а также позволяет избежать выбора скрытых узлов и функций отображения. Хотя это повысило точность, оно претерпевало выбор ядра, и для решения этой задачи в [124] была введена MKRVFLN. В MKRVFLN с RVFLN было интегрировано несколько ядер. В результате это уменьшило переобучение и повысило точность классификации. Кроме того, для преодоления недостатков вариантов RVFLN была введена OS-KRVFLN [125]. Как и в случае с OS-ELM, здесь данные также преобразовывались по частям, что обеспечивает непрерывное онлайн-обучение и обновление модели для адаптации к изменяющимся закономерностям. Это привело к превосходному нелинейному обучению признаков, улучшенной обобщающей способности и бесшовному динамическому обновлению модели. Однако это также столкнулось со сложностями относительно скорости обучения и размера фрагментов. Для решения этой задачи в OS-RVFLN был введен фактор забывания. Преимущества RVFLN и его вариантов привели к их применению в различных областях. Однако в контексте диагностики неисправностей в сетях постоянного тока исключительно применялись только OS-RVFLN и OS-KRVFLN из-за их присущих возможностей. Другие варианты RVFLN могли не использоваться из-за недостатков, которые требуют объединения с методами SP, как обсуждалось в разделе 5, для обеспечения их пригодности для диагностики неисправностей постоянного тока.

Кроме того, BLS был введен для преодоления недостатков ELM, вариантов ELM, RVFLN, вариантов RVFLN и т. д. BLS — это однослойная инкрементальная модель и альтернатива глубокому обучению, являющаяся продолжением RVFLN [126]. В последнее время он стал выдающимся алгоритмом в различных областях для обнаружения и классификации различных наборов данных благодаря своим многочисленным преимуществам. Однако у BLS также есть недостатки, такие как случайная

генерация весов, сопоставление признаков и вычислительная сложность. Для повышения производительности BLS были введены INBLS и C-BLS. В INBLS используется последовательный подход для быстрой перестройки сети без переобучения процесса путем увеличения количества узлов улучшения и признаков [127,128]. Кроме того, C-BLS включает в себя объединение нескольких слоев BLS для формирования глубокой структуры. Каждый слой изучает все более абстрактные признаки из входных данных, что позволяет улучшить распознавание образов и сложность иерархическим образом [128]. Различные методы машинного обучения, применяемые в защите энергосистемы, показаны на рис. 6.

4 Обзор гибридных моделей для диагностики неисправностей постоянного тока

Несмотря на то, что алгоритмы машинного обучения обладают достаточными преимуществами и способны к точному обнаружению и классификации, одиночный классификатор машинного обучения также сталкивается с различными ограничениями, включая меньшую точность, большее время вычислений для больших наборов данных, чувствительность к зашумленным данным, отсутствие интерпретируемости, уязвимость к атакам и трудности в обработке сложных и несбалансированных наборов данных. Для решения этих проблем различные исследователи и ученые объединяют два или более алгоритма, чтобы получить их преимущества. В частности, многие исследователи обнаружили, что гибридизация методов машинного обучения, статистического анализа и организационного анализа дает замечательные результаты в различных областях применения.

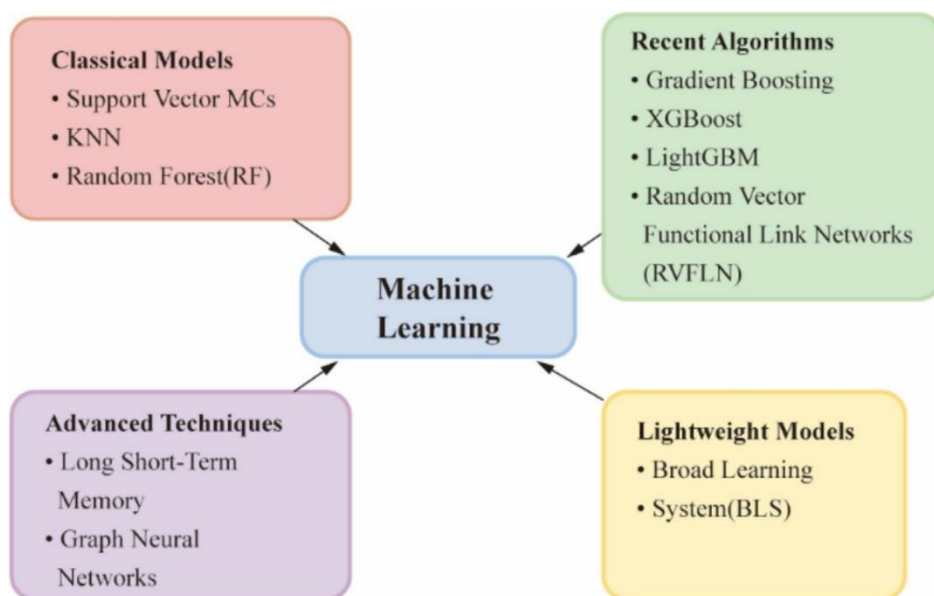


Рис. 6. В защите энергосистем применяются различные методы машинного обучения.

Для обнаружения неисправностей в микросетях постоянного тока были объединены методы Фурье и ANN, особенно для диагностики дуговых замыканий [129]. В [130] для диагностики неисправностей были объединены метод наименьших квадратов (LS), алгоритм роевой оптимизации (PSO) и FFT. LS использовался для оценки огибающей тока короткого замыкания, PSO — для корректировки коэффициента затухания LS, а затем к полученному результату применялось FFT. Однако это привело к увеличению вычислительной сложности, необходимости настройки параметров и сложностям с эффективностью системы. В [131,132] обнаружение дуговых повреждений осуществлялось путем объединения FFT и STFT [131] и введения подхода с переменным окном к STFT для диагностики неисправностей постоянного тока [132]. Для точного обнаружения неисправностей в микросети постоянного тока вейвлет-преобразование (WT) было объединено с ANN [133]. Кроме того, для точного обнаружения неисправностей были объединены DWT и TEO [134]. Однако они не подходят для оценки местоположения неисправности, что

увеличивает задержку в обнаружении из-за обучения ANN. Недавно S-преобразование было объединено с гауссовой функцией [135] и фильтром Калмана [136] для диагностики неисправностей постоянного тока. Однако они требуют качества данных, увеличивают сложность, требуют тщательной настройки параметров и имеют ограниченную обобщающую способность. В [137] были объединены эмпирическое вейвлет-преобразование (EWT) и SVM для обнаружения дуговых повреждений постоянного тока путем разложения колебательных частотных элементов, возникающих во время сбоя. Кроме того, для повышения производительности EMD был предложен улучшенный EEMD путем объединения с адаптивным шумом [138] и нечеткими системами [139] для диагностики повреждений. Однако они не подходят для более широкой классификации повреждений и увеличивают вычислительную сложность из-за нечеткой логики. Для преодоления недостатков EMD и его вариантов были предложены улучшенные подходы на основе ННТ [140,141]. В [140] ННТ был объединён с теорией бегущих волн для компенсации ее недостатков при оценке местоположения повреждения. В ННТ вместо разложения EMD для классификации повреждений используется VMD [141]. Однако наблюдались ложноположительные срабатывания из-за зашумленных сигналов и невозможность классификации и оценки места повреждения. Обнаружение дуговых замыканий постоянного тока осуществлялось с помощью улучшенного LMD в [142,143]. LMD был объединён с многомасштабными нечеткими энтропиями [142] и SVM [143]. Хотя результаты объединения повысили точность, они имели некоторые недостатки, такие как сложности со смешиванием режимов, чувствительность к шуму, недостаток дополнительной информации о других повреждениях и невозможность срабатывания CB для HIF. Кроме того, для повышения производительности VMD был объединён с PSO и SVM для классификации повреждений постоянного тока [144]. Здесь ключевые параметры VMD были оптимизированы с помощью PSO, а затем SVM использовался для классификации повреждений постоянного тока. Более того, VMD и S-преобразование были объединены для оценки места повреждения в линиях электропередачи HVDC [145]. Для получения высокой точности классификации перекрестный VMD был объединён с FA и регрессией гребня приведённого ядра [146]. Они оказались непригодными для обнаружения островного режима в сетях постоянного тока и не смогли классифицировать больше неисправностей. Для решения этих проблем DFA был объединён с адаптивным VMD (AVMD) в [85] для обнаружения и классификации островного и не островного режимов. Здесь адаптивный VMD был получен с использованием PSO для оптимизации режимов. Хотя AVDM-DFA продемонстрировал замечательные результаты в среде MATLAB, он не смог выполнить оценку местоположения неисправности и операции отключения реле из-за отсутствия информации о локальных фрактальных компонентах. Кроме того, MFDFA был введен для выявления недостатков DFA в ответ на диагностику неисправностей [88]. Наряду с MFDFA, для точного обнаружения неисправностей на основе порогового значения были использованы TEO и CUSUM. Этот подход имел недостатки, такие как задержка времени обнаружения, неспособность TEO обрабатывать большое количество выборок и невозможность оценки местоположения неисправности. Для компенсации этих недостатков авторы предложили новый подход, а именно MFDFA на основе SMW-PCC в [147].

В последнее время многие популярные методы машинного обучения требуют объединения для демонстрации замечательных результатов в области защиты от неисправностей в микросетях постоянного тока. Среди них в данном обзоре были продемонстрированы несколько основных гибридных моделей в отношении диагностики неисправностей [148-155]. Обнаружение и классификация неисправностей осуществлялись с помощью модифицированного KNN [148]. Здесь для уменьшения размеров и устранения сингулярности результатов линейного дискриминантного анализа использовался анализ главных компонентов. Затем, для преодоления этих недостатков, в [148] CNN была объединена с подходом, основанным на трансферном обучении, для онлайн-обнаружения неисправностей и оценки их местоположения в микросетях постоянного тока. Здесь переходные процессы сигналов напряжения и тока были переданы для предварительного

обучения, а затем подвергнуты обработке CNN для онлайн-обнаружения неисправностей и оценки их местоположения. Кроме того, ELM был улучшен за счет увеличения количества слоев, т.е. ML-ELM, а его параметры были оптимизированы с помощью алгоритма муравьиного льва [149], симплекса Нелдера-Мида с KELM [150] и MKELM с VMD [151] для диагностики неисправностей. Здесь MKELM с VMD достиг более точных результатов, но также столкнулся с критическими задачами оптимальных параметров в VMD и множественными ядрами. Для преодоления этого улучшенный OS-ELM был объединен с гибридным FA (HFA) и представлен в [152]. Здесь улучшенные характеристики OS-ELM были получены путем инициализации адаптивного размера блока. В результате улучшения OS-ELM с помощью HFA были устранены большинство недостатков вариантов ELM. Однако скорость обучения и время вычислений были больше при использовании улучшенного HFA. OS-ELM, и определение местоположения неисправности оказалось сложной задачей. В [153] для мониторинга фотоэлектрических элементов и батареи в микросети был представлен расширенный экспоненциальный надёжный RVFLN (EE-RRVFLN). Здесь управление MPPT осуществлялось с помощью распределенного адаптивного управления с регулированием по наклону. Кроме того, для решения этих ограничений KRVFLN был объединен с адаптивным эмпирическим вейвлетом (AEWT) [154,155]. Здесь FA использовался для выбора значимых признаков, извлеченных из AEWT, а затем обнаружение и классификация неисправностей оценивались с точки зрения чувствительности и общей точности. Однако выбор экспоненциального и материнского вейвлета по-прежнему остается сложной задачей. Более того, для преодоления этих недостатков авторы [156] представили OS-RVFLN на основе ННТ-ТЕО с FF для обнаружения и классификации неисправностей постоянного тока. Здесь подход ННТ-ТЕО был использован для запуска автоматического выключателя на основе порогового значения для изоляции поврежденного участка от исправного. Затем OSRVFLN с FF был использован для классификации неисправностей и оценки их местоположения с использованием извлеченных значимых признаков. Результаты этого подхода показали значительный путь для изучения методов объединения для анализа неисправностей.

Как обсуждалось ранее, BLS достиг замечательных результатов в различных областях по сравнению с другими методами машинного обучения. Более того, насколько известно авторам, до настоящего времени не было статей, посвященных диагностике неисправностей постоянного тока на основе BLS. Из вышеизложенного следует, что BLS также имеет недостатки, которые необходимо устранить для достижения повышенной точности в плане обнаружения и классификации. С этой целью авторы представили улучшенный AVMD BLS в [157]. Здесь структура AVMD-IBLS эффективно решает двойную задачу обнаружения и классификации неисправностей, включая критическую и сложную задачу идентификации событий островного режима распределенной генерации (DG). Эти события имеют особое значение, поскольку требуют точного обнаружения и своевременной изоляции энергосистемы от автономной микросети для обеспечения стабильности и безопасности системы. Предложенный подход, благодаря точной классификации неисправностей и обнаружению событий изоляции распределенной генерации, не только повысил надежность диагностики, но и открыл путь к более эффективному управлению работой микросети. Эта работа подчеркнула потенциал гибридных методов в развитии современных методов анализа неисправностей постоянного тока и открыла новые направления исследований в области интеграции BLS с передовыми методами обработки сигналов. Преимущества и недостатки существующей литературы продемонстрированы в таблицах 1-4. Также, классификация методов машинного обучения, оптимизации и других статических методов представлена на рисунке 7.

5. Обсуждение полученных результатов

В таблицах 1, 2 и 3 рассмотрены стратегии защиты микросетей постоянного тока, с указанием их сильных и слабых сторон, а также областей применения. Эти стратегии имеют решающее значение для поддержания стабильности и надежности системы во время аварий, особенно в динамических

и неопределенных условиях эксплуатации. Широкий спектр методов, от традиционных пороговых подходов до передовых методов, основанных на данных, отражает растущую сложность микросетей постоянного тока из-за все большей интеграции распределенных источников энергии и силовых электронных преобразователей. В этом разделе обсуждаются ключевые выводы из литературы, предлагая систематизированный обзор методов защиты. Конечная цель этого обзора — помочь исследователям и инженерам в выборе или проектировании эффективных, адаптивных и универсальных схем защиты для современных микросетей постоянного тока.

5.1 Обзор методов защиты

В данной статье методы защиты микросетей постоянного тока подразделяются на четыре типа: математические, основанные на обработке сигналов, основанные на машинном обучении и комбинированные методы. Каждая из этих стратегий разработана для решения уникальных задач, связанных с системами постоянного тока, таких как отсутствие естественных пересечений нуля тока и динамическое поведение силовых электронных преобразователей в условиях сбоя и автономной работы. Исследователи и ученые сосредоточили свои усилия на повышении точности, надежности и скорости обнаружения, классификации, определения местоположения и изоляции исправного участка от поврежденного в микросетях постоянного тока. Стратегия защиты, применяемая в микросети, показана на рис. 8. Классификация основных методов защиты по этим категориям позволяет уточнить, как каждый подход способствует защите микросети постоянного тока, а ключевые моменты и характеристики этих стратегий рассматриваются далее:

5.1.1 Математические подходы

Как правило, эти подходы основаны на уравнениях для обнаружения неисправностей и оценки их местоположения и демонстрируют высокую точность для сбоя малого объема. Однако эти подходы часто сталкиваются со сложностями при повреждениях малой величины и шумовых помехах. Например, метод наименьших квадратов с трудом идентифицирует множественные одновременные повреждения, а активная оценка сопротивления может давать неверные результаты, когда расположенные рядом кабели быстро обесточиваются. Аналогично, хотя методы, основанные на направленной сверхтоковой защите и наложении токов, повышают скорость обнаружения неисправностей, они остаются чувствительными к переходным процессам и повреждениям с высоким сопротивлением, что подчеркивает необходимость надежных резервных стратегий защиты.

5.1.2 Методы обработки сигналов

Для устранения недостатков традиционных математических методов в условиях шума и сложности, методы, основанные на обработке сигналов, претерпели значительную тенденцию к совершенствованию. Методы, основанные на обработке сигналов, обеспечивают повышенную чувствительность и точность за счет извлечения полезных признаков из данных сигнала тока короткого замыкания, что делает их более подходящими для обнаружения неисправностей в современных энергосистемах. Такие методы, как преобразование Фурье (FT), вейвлет-преобразование (WT) и ННТ, оказались очень перспективными для анализа высокочастотных и низкочастотных составляющих сигнала короткого замыкания. Хотя преобразование Фурье (FT) и его расширение FFT применяются широкомасштабно, предположение об их стационарности ограничивает их потенциал в идентификации сложных, изменяющихся во времени неисправностей. Напротив, такие методы, как STFT, WT и ННТ, обеспечивают лучшую адаптивность к нестационарным сигналам. Например, STFT может идентифицировать неисправности с высоким и низким сопротивлением менее чем за 2 секунды. Однако эти методы также имеют свои недостатки, такие как высокие вычислительные требования и чувствительность к шуму. Например, метод ННТ хорошо работает с нелинейными сигналами, но обладает такими недостатками, как смешение режимов и краевые эффекты, которые снижают его надежность для кратковременных

неисправностей. Новые методы, такие как VMD, LMD и разложение на моды признаков (FMD) [x], обеспечивают лучшую характеристику неисправностей за счет максимизации извлечения мод и лучшего решения проблем со сложностью сигнала. Тем не менее, они по-прежнему представляют некоторые сложности, такие как настройка параметров и чувствительность к искажениям, особенно в случае неисправностей с высоким сопротивлением.

Таблица 1. Математические подходы к диагностике неисправностей.

S. No. & Ref	Methodology	Pros	Cons
Mathematical approaches for fault diagnosis			
1 [130]	Least-square based parameter estimation	Cable of drive system during fault. No need of communication	Unable to classify more than two faults. Difficult to detect if fault current magnitude is less.
2 [12]	Active impedance estimation	No need of communication. Fault zones will be protected. Fault clearance and reconfiguration will be obtained instantly.	Backup protection scheme is required. Mal-operation due to instant de-energization of adjacent cables. Overall cost will be increased.
3 [13]	Unified-Impedance based estimation	Improved fault detection time and localization accuracy. Able to classify both AC and DC faults.	Unable to recognize the type of fault except internal and external faults. Unable to deal with noise signals.
4 [14]	Impedance based estimation	Accurate detection and classification of both short-circuit and ground faults.	Unable to recognize the type of fault except P-P-G and N-P-G. Unable to use for single polar system.
5 [15]	R-L-C based estimation	Threshold settings are estimated for each CBs. It can applicable for noise related scenarios.	Multiple thresholds are required and difficult to analyze arc faults. Delay in fault detection.
6 [16]	Resistance based estimation	Very useful for real-time fault diagnosis. Able to clear quickly in case of P-P faults due to its zones.	Difficult to analyze HF and location estimation. Moreover, exhibited delay in detection.
7 [19]	Probe power unit based protection scheme.	Able to detect HIFs and their location in radial MG. Relative error is very less.	Not suitable for LIFs. Also not addressed short circuit faults location. Accuracy depends on network parameter sensitivity.
8 [22]	Overcurrent protection scheme	This method more suitable for P-G and P-P faults. Detection time is very less.	More sensitive to load variations and low magnitude and HIFs. inadequacy in fault classification.
9 [23]	Communication based overcurrent scheme	It can applicable for both grid-connected and island modes. Blocking scheme overcomes the co-ordination problems. It is cost-effective.	Complexity in setting appropriate threshold. Limited adaptability to system changes. Unable to protect when the fault is low magnitude.
10 [24]	Directional overcurrent scheme	It reduced the relay response time during fault. It improved the security of MG	Coordination is a main challenge among relays. False tripping due to inrush and noise signals
11 [25]	Modified squared poverty gap index based fault estimation	Restore fault zones by SSCBs reclosing to clear the fault. Accurately classified internal and external faults.	Unable to deal with arc faults and HIFs. Enabling IEDs during low fault currents is challenging to isolate the fault zone.
12 [26]	Superimposed current-based FTR method	External faults are isolated by using reliability index. IEDs allows to isolate the fault cable, at the instant of fault.	It is more sensitive to fault resistance and load variations. Failure of line segments due to communication causes severe damage.
13 [28]	Inverse-time power based protection scheme	Sample-to-sample estimation through disturbance index is more accurate. No need of communication channel. Accurate fault detection	False local data causes false tripping. Depends on frequency oscillations. It necessitates efficient monitoring and enhances cost of operating.
14 [31]	Modified CUSUM based protection scheme	Fast fault detection and requires very few samples. Doesn't require any backup protection system. Capable of arc faults detection.	Selection of threshold is difficult for various faults. If window length is more, the delay in detection time.
15 [32]	Differential Current Method	The usage of CUSUM for differential current gives rapid fault detection. Only fault zone is isolated.	Difficult to analyze low magnitude faults. It is sensitive to noise and window selection is crucial. Its applicability is limited.
16 [33]	Current rate-of-rise protection strategy	Effectively addressed high and low resistance faults with derivative current. Adaptive threshold is useful for accurate detection.	More sensitive to noise signals. More complexity in setting adaptive thresholds. Careful calibration is required. Secondary protection enriches the cost.
17 [36]	Local Measurements-Based Backup Protection	Provides continuous power supply to loads. More robust in noise conditions. Even communication failures the faults are detected through backup protection scheme. It is adaptable to variable conditions.	Limited faults classification. Relying solely on locally measured current signals. Implementation of real-time is difficult. Multiple location faults are unable to address.
18 [38]	Non-unit Protection scheme	First and second order derivative used for fast fault detection. Communication delay is avoided. Incepted faults are cleared within milliseconds.	Scalability and adaptability of the scheme. Its accuracy of detection depends on signal quality. Regulation of relays more challenging due to faster response.

Таблица 2. Сравнение передовых методов обработки сигналов.

S. No. & Ref	Methodology	Pros	Cons
1 [41–45]	FT and FFT	FT and FFT are capable to filter the noise for increasing the detection time. Easy to implement. More suitable for AC faults.	FT is incapable to handle non-stationary signal due to its assumption of constant frequency. FFT is not suitable for non-linear signals due to superposition assumptions. These approaches leads to potential risks
2 [47,48]	STFT	Capable of detecting both HIFs and LIFs within 2 s. It utilizes high frequency components. Ability to differentiate between fault types and transient events.	The accuracy depends on the number of samples in a window. It requires accurate parameter tuning. Computational burden increases due to processing of frequency components.
3 [50]	WT	It captures both high and low-frequency data. Offers multi-resolution analysis. It can capture signal variations over time and frequency simultaneously.	Selection of appropriate wavelet is crucial. Potential sensitivity to noise and signal distortions. Its accuracy violates when the signal consist noise.
4 [51]	DWT	Arcing and non-arcing signals are accurately classified. Thresholds are fixed through signal-to-noise ratio. More suitable for diagnosis of instant changes.	Not applicable for all faults. Delay in detection time. Selection of mother wavelets requires additional approach. It enhances the computational burden.
5 [53–57]	S-transform	Internal and external faults are classified accurately. Due to consideration of high frequency components for fault detection its capability is enriched for both AC and DC fault diagnosis. Reduces the cost and computational burden.	Selection of window impacts the detection accuracy. Relies on advanced mathematical techniques. Requiring expertise to analyze signals. Potential sensitivity to variations of parameters. Difficulty to implement in real-time applications.
6 [58–61]	EMD	It adjusts the complexities of a signal. Suitable for both non-stationary and nonlinear signals. Accurately detected P-P and arc faults. Enables early fault detection. Maintenance cost is reduced.	Encounters mode mixing susceptibility. Inadequate frequency-domain representation. Reliance on measured data. Unable to utilize for uncertain conditions. Neglecting the low frequency components causes loss of information.
7 [62]	EEMD	Reducing mode mixing suitable for non-stationary and non-linear signals. Frequency-domain representation is enriched by multiple iterations with white noise. Reduce the maintenance cost. Improves reliability.	Challenge in capturing the low-frequency components. Increases the computational burden due to iterations and noise. It leads false tripping if it consist noise content. Careful tuning is required for selection of ensemble trials with added noise magnitude.
8 [63–67]	HHT	It is more suitable for non-linear and non-stationary signals. The HHT spectrum can captures fault events in the signals. It is more compatible to integrate with other techniques.	It shows mode mixing and end effect for short-term duration signals. HHT spectrum is sensitive to noise signals. For large data sets it is not suitable due to high computational burden.
9 [68,69]	LMD	It is suitable to identify islanding and non-islanding phenomenon. It offers localized fault frequency analysis and facilitates the interpretation.	Difficulty in determining the local mean components. Selection of window size and threshold values impact the detection accuracy. Over fitting also reduces accuracy.
10 [70,72]	VMD	It is capable of diagnosing transients also dynamic frequency-amplitude modes. It optimizes the modes according to user defined. It is versatile and applicable to both AC and DC faults diagnosis. It is more robust against noise.	Selection of IMFs and penalty factor requires additional optimization approach. While dealing with HIFs, it exhibited computational burden. Selection of threshold is difficult for HIFs and large fault datasets.
11 [74]	TEO	The Teager energy of the signal provides more flexible for fault analysis. It requires three consecutive samples for fault detection. Faster in response in both simulation and real-time.	It is more sensitive to load variations, uncertainties in source power and the noise content. Selection of improper threshold leads false tripping. It is not suitable for complex nature signals.
12 [81]	PSO	Capable to deal with complex optimization problems. Simple to implement by tuning few parameters. It is compatible to integrate with other techniques. Converges quickly at near optimal solutions.	Not suitable for high-dimensional or multimodal optimization. Not suitable for discontinuous or non-smooth fitness functions. Sensitive to the initial population and swarm size. Limited Exploration of search space.
13 [83]	SSA	It balances exploration and exploitation effectively. It is more robust to noise in fault data. Its parallel processing enhances diagnosing accuracy. It is relatively simple to implement and allows versatility with other techniques.	It exhibits premature convergence and suboptimal results. Difficulty in handling constraints. Careful tuning is required to balance exploration and exploitation.
14 [85]	FA	Due to large search capabilities it is suitable for complex problems. More robust to noise and uncertainties. It can flexibly navigates non-convex optimizations based on landscape fitness.	Exhibits suboptimal results with multimodal fitness functions. Its capability is limited and is not suitable for complex and high-dimensional datasets. Careful parameter tuning is required for optimal results.
15 [86]	GA	It efficiently searches for global optimal values. It maintains population diversity to ensure various solutions. GA exhibits robustness to noise in fault data.	It is difficult to identify a gene when it falls in premature convergence. Selection of initial population and encoding scheme impacts efficiency. Selection of mutation operator and crossover is essential. It exhibits high computational complexity.

(continued on next page)

Таблица 2 (продолжение)

S. No. & Ref	Methodology	Pros	Cons
16 [87]	SCA	It is more flexible to combine with other algorithms. Easy to implement. Reduced execution time.	It doesn't have theoretical convergence evidence. Difficulty in handling constraints. Requiring careful adjustment for optimal performance.
17 [88]	WOA	This approach effectively balances exploration and exploitation, possesses global optimization capability, demonstrates versatility in handling faults, and offers a simple implementation.	It exhibits slow convergence speed in complex problems, and requires careful for coefficients of encircle prey and spiral updation. Also exhibits poor performance for high-dimensional data sets
18 [84]	DFA	This approach based on fractal analysis and it has the capability of detection and classification of non-stationary signals with long-range correlations. Also removes fluctuation trends and extracts intrinsic features in time series from the signal.	This approach exhibits abrupt jumps in detrended profiles, non-monotonic behavior, sensitivity to large data and non-stationary signals, computational complexity, sensitivity to parameters, limited interpretability, and a lack of insight into local fractal components. Unable to address local fractals.
19 [86]	MFDDFA	The ability of capturing the scaling behaviour of different fractal signals including local and global to enhances the detection accuracy. Ability to differentiate the multiple fluctuation fractals. Also, applicable for complex datasets.	It is not applicable for higher-order polynomials. Unequal division of scales results poor performance. It is only suitable for time-series data sets.
20 [158]	FMD	Feature mode decomposition (FMD) method is very much useful in early fault feature detection. It separates mode effectively under uncertain conditions.	It suffers from mode mixing under dynamic conditions.
21 [159]	SVMD	Successive variational Mode decomposition (SVMD) gives better decomposition outcomes as compared to existing techniques like empirical mode decomposition and variational mode decomposition.	SVMD takes more computational time due to iterative procedure. Also, parameters for this method need to optimize otherwise may not get better outcomes.

5.1.3 Методы машинного обучения

Хотя методы обработки сигналов улучшают обнаружение неисправностей, их эффективность часто зависит от извлечения признаков и заданных экспертами пороговых значений для выбора IMF. Для решения этих проблем и повышения адаптивности к обработке сложных данных о неисправностях сегодня используются различные подходы машинного обучения. Традиционные методы, такие как SVM, KNN и RF, уже широко используются для классификации неисправностей благодаря их способности выявлять закономерности в больших наборах данных. В последнее время появились новые подходы, такие как бустирование градиента, XGBoost, RVFLN и предварительно обученные модели BLS, которые оптимизируют скорость и точность, особенно при работе с несбалансированными или многомерными данными. Примечательно, что RVFLN и BLS известны своей быстрой подготовкой и пригодностью для онлайн-обучения, что делает их перспективными для применения в режиме реального времени. Несмотря на свои преимущества, эти методы машинного обучения требуют тщательной оптимизации и могут создавать сложности при развертывании в реальном времени из-за вычислительных требований и риска переобучения. Тем не менее, интеграция машинного обучения в системы защиты энергосистем продолжает развиваться, предлагая перспективные решения для повышения надежности системы и управления сбоями.

5.1.4 Комбинированные методы

Несмотря на то, что были разработаны комбинированные модели для решения задач, связанных с ограничениями автономных методов обработки сигналов и машинного обучения, их реализация в режиме реального времени по-прежнему является серьезной сложностью. Такие методы, как DWT-ТЕО и MKELM с VMD, повышают эффективность обнаружения неисправностей за счет сочетания точного разложения сигнала с надежной классификацией, демонстрируя высокую производительность при неисправностях переменного/постоянного тока и в условиях автономной работы. Аналогично, OS-ELM с HFA и EE-RRVFLN используют динамическую классификацию и отбор признаков для достижения высокой точности при обнаружении сложных и несбалансированных условий неисправностей. Однако эти модели часто требуют значительных вычислительных ресурсов и тщательной настройки параметров, что ограничивает их применимость в системах реального времени. В частности, хотя MKELM с VMD и EE-RRVFLN, варианты BLS и комбинированные модели BLS хорошо работают в условиях шума и задач распределения мощности, их точность может снижаться при работе с несбалансированными данными или при интеграции оборудования.

Хотя комбинированные модели обладают значительным потенциалом, сочетая в себе преимущества нескольких методов, необходима дальнейшая доработка для повышения их адаптивности и снижения вычислительной сложности в реальных областях применения. Этого можно достичь с помощью стратегий бустинга и алгоритмов оптимизации, способных эффективно настраивать параметры для все более сложных моделей.

Таблица 3. Сравнение методов машинного обучения.

S. No. & Ref	Methodology	Pros	Cons
1 [97]	K-means	It is more suitable for large datasets. Easily interpretable and facilitating efficient implementation.	This classifier is not suitable for discriminating multiple classes, its reliance on Euclidean distance, and the requirement for a predefined number of clusters. Additionally, it struggles with low data samples, which can lead to unreliable results.
2 [98]	KNN	It is efficient for normalized datasets and remains accurate with added data. It requires no training period, is easy to implement, and executes quickly.	Its performance depends on neighbor selection and isn't ideal for unscaled datasets with varying dimensions. Additionally, computing distances for large datasets can be computationally expensive.
3 [100]	RBM	This classifier autonomously learns features from data, handles missing data, and complements supervised learning techniques. It operates without the need for labelled data during training. RBM reconstruction enables data denoising, and feature visualization.	It struggles with capturing long-range dependencies in data and can suffer from overfitting on small datasets. Its performance depends on the hyperparameter choices. It has limited applicability.
4 [101]	SVM	It is more accurate due to its transformation to higher dimensional space. It is more suitable for small datasets and robust against overfitting.	It is not suitable for both end measurements. Exponential features may lead to false fault location. Not suitable for large datasets and difficult to analyze noise related signals. Selection of kernels is a challenging task.
5 [102]	RF	It is more robust against overfitting and capable to handle the noise data. More suitable for feature selection and provides accurate and fast faults classification.	It can be computationally intensive and memory-consuming, especially for large datasets. Additionally, tuning hyperparameters can be necessary, and interpreting results may be challenging due to its ensemble nature.
6 [107]	MLP	Due to learning of complex non-linear relationships, it is used in various applications. It has the capable to learn and extract suitable features from the raw data. It has capable of approximating any continuous function.	It suffers from overfitting with insufficient training data and requires meticulous hyperparameter tuning. Additionally, it can be computationally intensive, particularly for large datasets, and may struggle with noisy or insufficient data. Requires BP for weights computation
7 [109]	ANN	It can learn from data and adapt their behavior without changing programming. It is capable of protecting MG during dynamic changes. It is more suitable for intermittent faults.	Due to the many parameters in ANNs, complexity and overfitting increase. It can be difficult to interpret and understand the decisions behind the fault classification. Its performance heavily relies on the quality and quantity of training data. ANNs can be computationally expensive and time-consuming to train.
8 [114]	CNN	CNNs automatically learn relevant features from raw input data, capturing spatial relationships for accurate fault localization. They utilize pooling layers for higher-level feature extraction and demonstrate fast learning, particularly with small datasets.	Complexity is more due to multiple layers. It is not suitable for less fault samples classification and isolation of the fault. Also, suffers from fragmentation problem. Its performance is heavily depends on the quality of the training data. Not suitable for noisy or insufficient data. Its black-box nature hinders interpretation.
9 [115]	RNN	RNNs excel in handling sequential data, allowing for early fault detection. They can accommodate input sequences of variable lengths and maintain memory of previous inputs to enhance the capability.	RNNs may encounter exploding gradient problems during training, potentially leading to difficulties in capturing long-term dependencies and resulting in false fault detection. RNNs may struggle with unsupervised training on large datasets, and their training can be computationally expensive compared to ANNs. Additionally, the finite memory of previous inputs may limit RNNs' ability to capture extensive contextual information.
10 [116]	DBN	It can handle labeled and unlabeled data effectively. It can manage large datasets, and stack with other models for better fault detection. They also excel in managing missing data and reducing dimensionality, enhancing fault CA.	DBNs may increase overfitting and are best suited for larger datasets, requiring extended training times. They may struggle to classify faults independently and need output layer tuning with supplementary algorithms for optimal performance. Additionally, their computational complexity and reliance on random weights can lead to lower accuracy.
11 [117]	ELM	Simple in architecture, fast training, no need of hyperparameter tuning at hidden layers. It can perform well on unseen data after training. It is less susceptible to overfitting issues.	The hidden layer parameters in ELMs are randomly chosen and cannot be fine-tuned, which may lead to overfitting or underfitting, particularly with small datasets. The use of random weights can result in lower accuracy. Additionally, ELMs may struggle to capture complex hierarchical features effectively in fault diagnosis.

(continued on next page)

Таблица 3 (продолжение)

S. No. & Ref	Methodology	Pros	Cons
12 [118]	KELM	Kernel function is used to capture the complex patterns, reduces the overfitting risk, it is suitable for large-scale applications. It has the capable of mapping non-linear data into a higher-dimensional space using kernel trick.	The selection of kernels poses a significant challenge and demands more resources, particularly with complex kernels. It exhibits poor performance with the noisy data or real-time fault diagnosis. It has limited flexibility, and interpretability challenges.
13 [119]	MKELM	Multiple kernels are used to capture the complex and non-linear relationships in dataset. Enhances the CA as compared to other ELM variants. Capable to deal with large and complex datasets.	Selecting and combining multiple kernels can be challenging, requiring careful tuning and potentially impacting computational resources. The training process of MKELMs may be computationally expensive due to the combination of multiple kernels, demanding more resources. MKELM can be difficult to interpret, further complicating model analysis.
14 [120]	OS-ELM	OS-ELM efficiently manages large datasets, ideal for big data applications. It demonstrates good generalization performance, even with limited training data, while reducing memory usage. With its sequential learning approach, OS-ELM trains data quickly, making it suitable for real-time applications.	It may suffer from instability issues related to matrix inversion and require regularization techniques to mitigate them. Continuous model updating can lead to overfitting, especially with MG fault data. It may not be suitable for all fault detection tasks and can exhibit computational burden with complex or very large datasets. Performance of OS-ELM depends on the selection of chunk size and learning rate.
15 [122]	RVFLN	It offers rapid training and testing and can handle both noisy and noise-free datasets effectively. The use of direct links enhances performance and reduces overfitting. It is scalable to large datasets and captures nonlinear transformations for faults through functional links, expediting model development in fault detection.	The performance of RVFLN is contingent on selecting appropriate regularization parameters. Nonlinear transformations introduced by functional links add complexity, aiding in generalization to complex relationships but potentially limiting adaptability to changing data. Additionally, the fixed random weights of RVFLNN may require boosting to optimize model performance.
16 [123]	KRVFLN	It eliminates the need for selecting hidden nodes and mapping functions by utilizing kernel functions. These kernels capture complex and non-linear relationships from the fault signals, enhancing the adaptability of RVFLN.	Kernel selection poses a challenge in KRVFLN, requiring careful consideration. Kernelization introduces redundancy, necessitating fine-tuning and influencing model performance. The chosen kernel significantly impacts KRVFLN's sensitivity to dynamic conditions.
17 [124]	MKRVFLN	It has the capable to capture wide range of complex and non-linear relationships through multiple kernels. It reduces overfitting and enhances fault CA. It is more robust to noise and data variability. Able to deal with unseen fault dataset.	Integrating multiple kernels complicates the model and makes selecting and tuning kernel parameters challenging. It is not suitable for small datasets and also struggle with classifying imbalanced fault datasets.
18 [125]	OS-KRVFLN	It updates online with each data chunk, negating the necessity for retraining. It effectively addresses unseen faults and excels in nonlinear feature learning and generalization. OS-RVFLN's memory efficiency allows it to handle large streaming fault data with high performance. Kernel function enhances OS-KRVFLN's ability to filter out noise and disturbances for diagnosing faults accurately.	Its performance is depends upon the selection and tuning of kernel parameters. It struggles to adapt to significant changes in fault patterns, requiring expertise in dynamic fault environments. It updates based on recent data, potentially losing historical fault patterns, and its performance is sensitive to hyperparameter tuning. Sequential learning with small datasets leads to suboptimal results.
19 [127]	BLS	It is simple in structure, easy to build, faster in training and testing, reduces the computational time. It can continuously learn and adapt to new data without retrain the entire network. It can efficiently handle high-dimensional data. It utilizes random mapping to create a vast pool of features. Exhibits more accuracy even compared to deep learning methods. It uses an iterative training procedure to adjust the weights in the network.	Careful tuning is required for hyperparameters in BLS. BLS lacks control over specific features generated through random mapping. Potentially higher computational complexity. Integration of other learning techniques causes overfitting. Challenges in handling imbalanced datasets effectively. The redundancy and oversampling of weights.
20 [160]	Multiclass adaboost	The multiclass adaboost algorithm is chosen due to its ability to adaptively update weight values by iteratively calculating the error rates of weak classifiers.	Unlike traditional AdaBoost, this is limited to binary classification. The multi-class adaboost relies on inadequate classifier selection and is computationally demanding.
21 [161]	XG boost	The extreme gradient boosting (XGBoost) algorithm has strong generalisation performance and noise tolerance. Utilising the concepts of feature column sampling and data sampling, XGBoost not only speeds up training but also successfully avoids over-fitting.	If appropriate regularization and validation procedures are not used, XGBoost may overfit when trained on tiny datasets.

Таблица 4. Сравнение комбинированных моделей.

S. No. & Ref	Methodology	Pros	Cons
1 [134]	DWT-TEO	It enables early fault detection, especially DC short-circuit faults. Capable to distinguish arc faults and cable faults. Enhances the detection accuracy.	Improper selection of mother wavelet for decomposition leads to suboptimal results. Not suitable for fault location estimation. Not suitable for HIFs detection and classification.
2 [137]	EWT-SVM	It is more suitable for HIFs detection and classification. More robust to noise related signals and ability to handle non-stationary signals.	It introduces computational complexity, careful tuning is required for hyperparameters. It can only identify fault and non-fault events. Enhances the computation time while dealing with real-time applications.
3 [138]	Improved EEMD	This approach eliminates the mode mixing problem. Effectively distinguishes the both LIFs and HIFs. Essential features are extracted from the singular points of mutation and cumulative slopes. It adopts noise to handle the noise signals. It suitable for various applications.	It enhances the computational time while handling with large and real-time data. Improper selection of thresholds and hyperparameters lead to suboptimal results. Limited interpretability and transparency during decision process. Not suitable for fault location estimation. When samples sizes are low, it leads to overfitting.
4 [140]	HHT based Travelling wave	Accurately estimates the fault location. The characteristics of time–frequency and propagation provide clear information of fault. Adoptable to complex MGs. Reduces false alarms.	Not suitable for faults classification. Performance relies on about fault characteristics and it leads to suboptimal results. Careful tuning is required for hyperparameters. It requires comprehensive testing for validation.
5 [142]	LMD-SVM	LMD extracts crucial information in frequency bands. Effectively classify the DC arc faults through features. Fault detection accuracy increases. More robust to noise and non-stationary signals. Capable to deal with real-time applications.	Sensitivity to noise, and not suitable for low resistance faults. Exhibits computational complexity while handling large datasets. Selection of thresholds for fault detection is a challenging task. It requires additional optimization for optimal hyperparameters. Not suitable when there are more features.
6 [144]	VMD-PSO-SVM	It is capable to classify both cable faults and ground faults. VMD outcomes are more reliable for fault detection. Capable of dealing with different types of signals contributes the various domains. It offers robust fault detection across various scenarios.	It introduces more computational burden during training. Not suitable for fault location estimation. Accurate parameter tuning is required. selection of kernel is a challenging task. Difficulty to implement in real-time.
7 [85]	AVMD-DFA	Enhances the detection and classification accuracy. Capable of detection and classification of non-stationary signals with long-range and local correlations. Adaptable to various faults in different MGs. More robust to noise and non-stationary signals. Capable to detect islanding and non-islanding events.	Difficult to identify fractals for detection in real-time environment. For parameters tuning in AVMD-DFA expert is required. Not suitable for fault location estimation and relay tripping. Unable to identify the unseen data. Not suitable for HIFs detection.
8 [87]	MFDDFA-TEO	Capable of detecting and classifying even low magnitude faults by extracting features from time series of fluctuations and trends. Enhances fault CA by effectively capturing the scaling behavior of different fractals from the signal. Suitable for real-time applications, reducing delay in detection time due to fewer samples.	Not suitable for polynomial functions. Difficulty to understand the fractal components and time-domain analysis. Not suitable for incident fault location estimation. Due to fewer samples processing for each time it is unable to adopt large datasets. Not suitable for noise or variations in the data.
9 [148]	Modified KNN	Principal component analysis is used to reduce the size, eliminating singularity from the signal. It processes 5000 samples per second, reducing features. Suitable for large datasets, it doesn't require accurate mathematical modeling, making it suitable for LIFs in MGs.	Enhances the complexity of the MG. Fine-tuning of this ML models require expertise. It demands computational resources for training and testing. It relies heavily on the closest data points for classification. Not suitable for real-time fault diagnosis.
10 [120]	ML-ELM with Ant-Lion algorithm	Critical ML-ELM parameters optimized for accuracy. Effective for both internal and external fault classification. Improves fault diagnosis accuracy. Optimization enhances global search capability. Captures fault-specific information from vibration data. Handles complex relationships and large datasets effectively.	Expertise needed for hyperparameter fine-tuning. Suboptimal results with distant ants. Unable to extract sensitive information from low-magnitude faults. Not suitable for real-time implementation. Slow convergence impacts MLELM training. Requires meticulous optimization.

(continued on next page)

Таблица 4 (продолжение)

S. No. & Ref	Methodology	Pros	Cons
11 [152]	MKELM with VMD	Easy implementation, with performance depending on just two easily tunable parameters. Coordinated algorithms ensure convergence to optimal solutions. Can handle both AC and DC faults, detecting islanding and non-islanding events. Suitable for various MG configurations.	Threshold selection challenging for low-magnitude faults. Susceptible to noise interference. Limited capacity to capture distribution system complexities. Kernel selection poses a significant challenge. Further research needed to tailor it for arc fault diagnosis. Not suitable for fault location estimation due to kernelization. Inapplicable for imbalanced systems.
12 [153]	OS-ELM with HFA	Chunk-wise data processing ensures accurate fault classification. Significantly reduces PV tracking error. HFA minimizes randomness in OS-ELM, enhancing robustness. Improves power quality and fault detection. Dynamic input clustering for better adaptation to changing environmental conditions.	It exhibits high learning rate and computational time. Real-world implementation may face additional challenges. Performance relies on hyperparameter selection and tuning. Stable voltage profile is not a concern. Unsuitable for fault location estimation. Unable to handle imbalanced datasets.
13 [154]	EE-RRVFLN	PV and wind MPPT control achieved via droop control, reducing tracking error. Efficient features selected through FA, enhancing classification accuracy. Suitable for various MGs, capable of classifying up to 6 fault classes. Extracts sensitive information from signals. Effective power sharing capability.	Not suitable for detecting low-magnitude faults. Inapplicable for imbalanced datasets. Unsuitable for real-time implementation, increasing computational burden. Suboptimal results in dynamic conditions. More costly for real-time deployment.
14 [155]	KRVFLN with AEWT	Capable to detect DC cable and ground faults with high accuracy and sensitivity, even in noisy environments. Addresses coordination limitations in low-voltage DC MGs, preventing false tripping. Fast decision-making with Gaussian kernel functions for high-dimensional search spaces, handling noise and volatility.	It is computationally sound, but exhibits delay in detection. Not suitable for real-time implementation due to complexities. Requires careful fine-tuning of hyperparameters. Additional optimization algorithms increase complexity. More sensitive to environmental changes.
15 [162]	ICEEMDAN with Multiclass adaboost	Effective decomposition of nonlinear and non-stationary dc signals is made possible by improved complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise (ICEEMDAN), which improves feature extraction for precise islanding detection in microgrid systems. The multi-class AdaBoost method facilitates the detection of different islanding and non-islanding occurrences and offers good classification accuracy.	Because of its high processing cost, ICEEMDAN could not be practical for real-time applications without optimization. The quality and selection of characteristics from IMFs are crucial to the technique. AdaBoost needs a diversified and well-labeled dataset, which might be challenging to collect in real-world microgrid settings.
15 [154]	ACVMD with RKRR	By efficiently classifying and decomposing complicated signals, the combination of Reduced Kernel Ridge Regression (RKRR) and Adaptive Cross (ACVMD) provides reliable and accurate monitoring of islanding and power quality issues in microgrids.	Its intricacy may restrict its interpretability and simplicity of use, though, as it necessitates meticulous parameter adjustment and an adequate amount of labelled data.

5.2. Производительность при различных условиях

Эффективность стратегий защиты от неисправностей в микросетях постоянного тока зависит от множества взаимосвязанных факторов. К ним относятся характер неисправностей, структура системы и динамические условия эксплуатации:

5.2.1 Влияние типа и местоположения неисправностей

Обнаружение и классификация неисправностей в значительной степени зависят от их типа (например, P-P, P-G, HIF и т. д.) и местоположения в сети. Неисправности вблизи источника, как правило, генерируют более высокие значения тока и легче обнаруживаются, тогда как неисправности в удаленных узлах или с высоким сопротивлением могут создавать едва заметные признаки, которые затрудняют идентификацию. Отсутствие естественного перехода тока через ноль в системах постоянного тока еще больше усложняет задачу, требуя более чувствительных и точных методов обнаружения.

5.2.2 Влияние структуры сети и свойств преобразователя

Структурная конфигурация микросети постоянного тока (радиальная, кольцевая или сетчатая) в сочетании с наличием силовых электронных преобразователей влияет на характеристики тока короткого замыкания. Стратегии управления преобразователями, скорости переключения и ограниченный вклад тока короткого замыкания могут изменять динамику системы во время сбоя. Поэтому методы защиты должны учитывать как статическую структуру, так и свойства

преобразователей в реальном времени для обеспечения точного обнаружения неисправностей и координации.

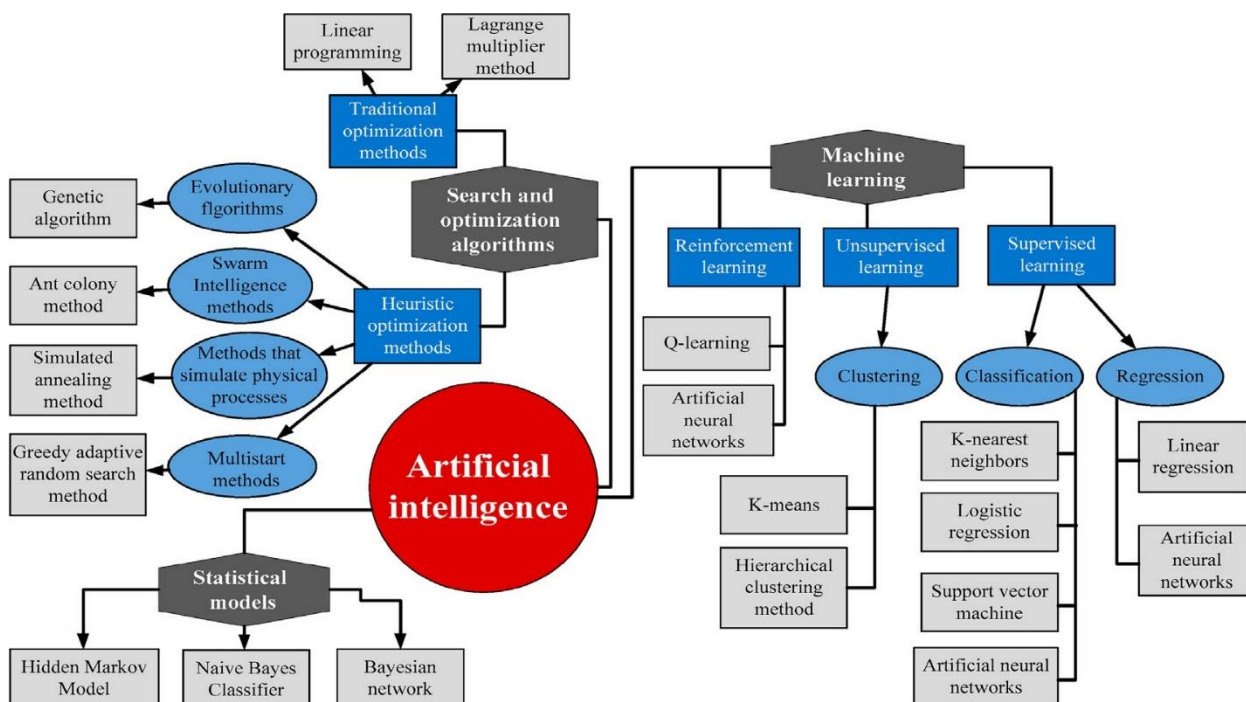


Рис. 7. Представление методов машинного обучения, оптимизации и других статистических методов диагностики неисправностей.

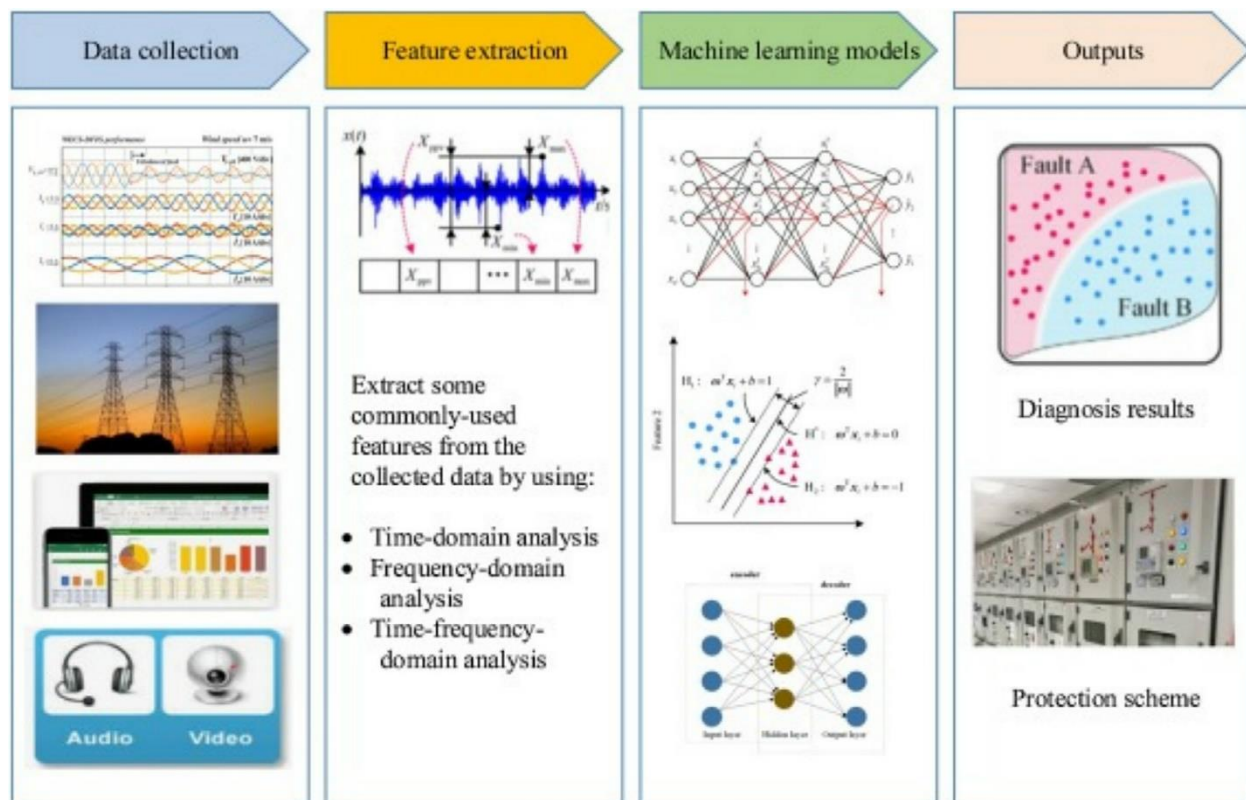


Рис. 8. Стратегия защиты, применяемая в микросети.

5.2.3 Влияние кратковременного нарушения режима работы и режимов автономной работы

Внешние переходные процессы, такие как колебания нагрузки, переключения и шумы измерений, могут маскировать признаки неисправностей и приводить к ложноположительным срабатываниям

или задержке реагирования. Кроме того, непреднамеренное отключение от сети изменяет границы защиты и влияет на координацию реле. Надежная защита от неисправностей должна различать реальные неисправности и не связанные с неисправностями помехи, обеспечивая при этом своевременное обнаружение отключения от сети для поддержания стабильности системы.

5.3 Новые тенденции и недостатки

Несмотря на значительные технические достижения, стратегии обнаружения и защиты от неисправностей по-прежнему сталкиваются с серьезными зажимами. Одним из ключевых направлений является внедрение методов искусственного интеллекта и машинного обучения, в частности таких моделей, как CNN, RNN и RVLN, которые обеспечивают адаптивное обучение, позволяя системам эффективно реагировать на динамические и изменяющиеся условия неисправностей. Параллельно с этим, все большее внимание привлекают комбинированные методы, сочетающие алгоритмы машинного обучения с методами обработки сигналов. Такое сочетание повышает точность защиты за счет улучшения извлечения и классификации соответствующих характеристик, особенно в условиях сильных электрических помех. Использование базовых элементов BLS в рамках этих комбинированных подходов также сокращает время реагирования, обеспечивая идентификацию неисправностей практически в реальном времени даже в децентрализованных или удаленных микросетях постоянного тока. Однако сохраняется ряд критических недостатков. Многие существующие методы зависят от фиксированных пороговых значений или предполагают однородные характеристики неисправностей, что снижает их надежность при различных условиях нагрузки, режимах управления преобразователем и во время работы в автономном режиме. Локализация неисправностей также остается сложной задачей: неисправности, расположенные вблизи источника, относительно легче обнаружить и локализовать, тогда как неисправности, возникающие дальше по фидеру или вблизи распределенных нагрузок, часто дают слабые сигналы, что затрудняет точную идентификацию. Кроме того, отсутствие легковесных моделей с низкой задержкой, которые можно было бы развернуть на встроенных периферийных устройствах, ограничивает универсальность систем защиты. Для решения этих задач будущие системы должны учитывать контекст, динамически адаптироваться и быть способными к скоординированной работе с системами управления преобразователями.

5.4 Направления будущих исследований

Существует несколько направлений для будущих исследований, касающихся преодоления существующих недостатков и повышения эффективности систем обнаружения и защиты от неисправностей в микросетях постоянного тока:

5.4.1 Автоматический выбор информативных IMF в методах на основе VMD.

Существующие реализации VMD основаны на параметрах, задаваемых вручную, и фиксированном количестве режимов, что часто приводит к избыточным или вводящим в заблуждение функциям. Будущие исследования должны быть сосредоточены на разработке адаптивных оптимизационных моделей для автоматического определения наиболее релевантных для неисправностей IMF, возможно, с использованием мер энтропии или ограничений разреженности.

5.4.2 Разработка сверхлегких комбинированных моделей для защиты микросетей постоянного тока.

Хотя комбинированные модели повышают точность, их размер и сложность часто ограничивают их применение в режиме реального времени в микросетях постоянного тока. Перспективным направлением является разработка упрощенных структур, которые объединяют неглубокие

классификаторы с преобразованиями низкого порядка, оптимизированных для микроконтроллеров или систем на базе FPGA, без ущерба для точности обнаружения.

5.4.3 Беспороговое обнаружение неисправностей с использованием динамического обучения представлениям

Основным недостатком существующих методов обнаружения неисправностей является их зависимость от статических пороговых значений для классификации неисправностей, которые часто оказываются неэффективными в динамических условиях, таких как переходные процессы нагрузки, помехи при переключении преобразователя или изменение сопротивления неисправностей. Перспективным направлением является разработка систем обучения без учителя или самоорганизующихся систем, таких как детекторы неисправностей на основе классификации или адаптивные модели энтропии, которые автоматически в режиме реального времени изучают закономерности, связанные с неисправностями. Эти системы могут устранить необходимость в фиксированных пороговых значениях, адаптируясь к изменяющимся статистическим или структурным изменениям сигнала, повышая устойчивость как в вариантах моделирования с высокой, так и с низкой интенсивностью помех.

5.4.4 Динамическое обнаружение в автономном режиме для микросетей постоянного тока

При переходе в автономный режим работы микросети постоянного тока характер неисправностей меняется из-за преобразования путей протекания токов короткого замыкания, уменьшения их амплитуды и динамических свойств преобразователя, в то время как большинство методов защиты игнорируют динамику управления преобразователем. Будущие исследования должны сосредоточиться на контекстно-зависимых моделях, которые интегрируют состояния преобразователя в реальном времени (например, выходные сигналы контура управления, динамику опорного тока), профили нагрузки и состояние автономного режима для интеллектуального различения фактических неисправностей и переходных процессов, вызванных преобразователем. Этого можно достичь путем объединения сигнальных характеристик с переменными уровня управления с использованием комбинированных моделей или базовых элементов для слияния решений, что повысит как точность, так и избирательность обнаружения неисправностей в автономном режиме работы.

Устранение этих недостатков и сосредоточение внимания на новых тенденциях позволит в будущих исследованиях значительно повысить надежность, точность и эффективность систем обнаружения и защиты от неисправностей, прокладывая путь к созданию более безопасных и устойчивых микросетей постоянного тока.

6. Заключение

В данной статье представлен всесторонний обзор стратегий защиты микросетей постоянного тока (DC MG), освещающий их эволюцию на основе анализа ключевых исследовательских публикаций по годам. Представлен структурированный обзор защиты DC MG, охватывающий характеристики неисправностей, методы обнаружения, механизмы изоляции, методы классификации и оценку места неисправности. Рассмотренная литература организована в четыре основные категории: математические подходы, методы обработки сигналов, методы машинного обучения и комбинированные модели, каждая из которых демонстрирует уникальные преимущества и недостатки в решении проблем защиты DC MG. В данной работе, посредством систематизации подходов, определены основные тенденции, такие как развитие интеллектуальных решений, основанных на данных, и интеграция обработки сигналов в реальном времени для улучшения диагностики неисправностей в динамических микросетях. Примечательно, что обзор подчеркивает ряд недостатков в исследованиях, включая ограничения статических методов, основанных на пороговых значениях, проблемы с определением местоположения неисправностей, находящихся

на начальной стадии вне источника, и необходимость в легковесных моделях с низкой задержкой, развертываемых на встроенных системах. Прогнозируя эти изменения и недостатки, данный обзор служит основой для направления будущих исследований в сторону более надежных, адаптивных и контекстно-ориентированных схем защиты. Он стимулирует разработку и моделирование практических комбинированных моделей, способных к развертыванию в реальном времени, что в конечном итоге способствует безопасной, эффективной и устойчивой работе будущих микросетей постоянного тока.

О вкладе авторов в проект CRediT

Канче Анджайях: написание оригинального текста, методология, исследование. **Джонналагадда Дивья:** написание обзора и редактирование, концептуализация. **Элури Н.В.Д.В. Прасад:** визуализация, формальный анализ. **Рену Шарма:** визуализация, научное руководство, концептуализация.

Одобрение комитета по этике

Примите во внимание рекомендации научных журналов.

Доступность данных и материалов

Данные отсутствуют.

Финансирование

Финансирование отсутствует.

О конфликте интересов

Авторы заявляют, что у них нет известных конкурирующих финансовых интересов или личных связей, которые могли бы повлиять на результаты работы, представленной в данной статье.

Благодарности

Данный обзор был проведен в рамках научной работы и не получал внешнего финансирования. Авторы благодарят свое озовательное учреждение за научную поддержку.

Список используемой литературы

- [1] С. Бехештайн, Р.М. Казнер, М. Форузеш, М. Савагеби, Дж.М. Герреро, Защита микросетей постоянного тока: всесторонний обзор, IEEE J.Emerg. Избранные темы Power Electron. (2019).
- [2] А.С. Дахане, Р.Б. Шарма, Стратегии скоординированного управления гибридными микросетями переменного и постоянного тока: систематический обзор и перспективы на будущее, Renewable Energy Focus 49 (2024) 100553.
- [3] Х. Бинкадхи, В.М. Хамана, М. Шафиулла, М.С. Алам, М.М. Аль-Мухайни, М.А. Абидо, Комплексный обзор достижений и проблем защиты микросетей постоянного тока, Sustainability 16 (14) (2024) 6008.
- [4] Б. Тахери, А. Шаххосейни, Управление микросетями постоянного тока в присутствии электромобилей/фотоэлектрических систем (EV/PV) и гибридных систем хранения энергии: тематическое исследование проблемы заземления и защиты, IET Gener.Transm.Distrib. 17 (13) (2023)3084-3099.

- [5] П. Сингх, У. Кумар, Н. К. Чоудхари, Н. Сингх, Достижения в координации защиты микросетей: всесторонний обзор проблем защиты и схем смягчения последствий для стабильности сети, *Prot. Control Mod. Power Syst.* 9 (6) (2024) 156-183.
- [6] С. А. Хоссейни, Б. Тахери, С. Х. Х. Садеги, А. Насири, Обзор схем защиты микросетей постоянного тока и задействованных факторов, *Electr. Power Compon. Syst.* (2023) 1-31.
- [7] А. Джайсуал, С. Деб, Новая методика обнаружения и смягчения гармоник во время работы в автономном режиме в подключенной к сети фотоэлектрической системе, *Energy Rep.* 12 (2024) 3940-3956.
- [8] А. Систани, С. А. Хоссейни, В. С. Садеги, Б. Тахери, Обнаружение неисправностей в однофазной микросети постоянного тока, подключенной к системам электромобилей/фотоэлектрических систем и гибридному накопителю энергии, с использованием метода DMD-IF, *Sustainability* 15 (23) (2023) 16269.
- [9] С. Эсмаилбейги, Х. К. Карегар, М. Шафи-хах, Многоуровневая схема защиты для активных распределительных сетей, интегрированных с микросетями переменного и постоянного тока, *Electr. Eng.* (2025) 1-34.
- [10] Э. В. Нахас, Д. Е. А. Мансур, Х. А. Абд Эль-Гани, С. М. Давуд, А. М. Азми, Новая адаптивная схема защиты на основе IoT для активных систем распределения постоянного тока, включающая сетевые микросети, *Electric Power Syst. Res.* 238 (2025) 111113.
- [11] Р. Моханти, А. К. Прадхан, Защита интеллектуальной микросети постоянного тока с кольцевой конфигурацией с использованием подхода оценки параметров, *IEEE Trans. Smart Grid* 9 (6) (2017) 6328-6337.
- [12] Э. Кристофер, М. Самнер, Д. В. Томас, Х. Ванг, Ф. де Вильдт, Определение места повреждения в зональной морской энергосистеме постоянного тока с использованием активной оценки импеданса, *IEEE Trans. Ind. Appl.* 49(2) (2013) 860-865.
- [13] Р. Бхаргав, К. П. Гупта, Б. Р. Бхалджа, Унифицированная схема релейной защиты на основе импеданса для защиты гибридной микросети переменного/постоянного тока, *IEEE Trans. Smart Grid* 13 (2) (2021) 913-927.
- [14] П. Чаухан, К. П. Гупта, М. Трипати, Метод обнаружения и классификации неисправностей на основе импеданса для микросети постоянного тока, в: 19-я Международная конференция по передаче электроэнергии переменного и постоянного тока (ACDC 2023), 2023, стр. 77-84.
- [15] С. Гаурав, В. Нуген, Б. К. Паниграхи, Защита низковольтной микросети постоянного тока на основе последовательной R-L-C эквивалентной схемы с использованием локальных измерений, *IET Gener. Transm. Distrib.* 14 (18) (2020) 3877-3885.
- [16] Н. Ядав, Н. Р. Туммуру, Метод обнаружения неисправностей в реальном времени на основе сопротивления для зональных низковольтных микросетей постоянного тока, *IEEE Trans. Ind. Appl.* 56 (6) (2020) 6815-6824.
- [17] Г. К. Рао, П. Йена, Обнаружение неисправностей в микросети постоянного тока на основе оценки сопротивления, *IEEE Syst. J.* 16 (1) (2021) 1009-1020.
- [18] А. Мегхвани, С. К. Шривастава, С. Чакрабартти, Метод на основе локальных измерений для оценки местоположения неисправности в многоисточниковых микросетях постоянного тока, *IET Gener. Transm. Distrib.* 12(13) (2018) 3305-3313.

- [19] Р. Моханти, У. С. М. Балажи, А. К. Прадхан, Точный неитеративный метод определения места повреждения для низковольтной микросети постоянного тока, *IEEE Trans.Power Delivery* 31 (2) (2015) 475-481.
- [20] С. Мирсаиди, Х. Донг, Д. М. Саид, К гибридным микросетям переменного/постоянного тока: критический анализ и классификация стратегий защиты, *Renew.Sustain.Energy Rev.*90 (2018) 97-103.
- [21] С.Р.Б. Вантедду, А. Мохамед, О. Мохамед, Проектирование защиты и координация архитектур распределенных систем электропитания постоянного тока, в: Генеральное собрание IEEE Power and Energy Society 2013, 2013, стр. 1-5.
- [22] М. Номан, И. Уллах, М.А. Хан, А. Кази, В. Фарук, А. Сакр, А. Эльшейх, Анализ релейной защиты от перегрузки по току как минимальной принятой защиты от короткого замыкания для малых гидроэлектростанций, *Int.J.Environ.Sci.Technol.*21 (4) (2024) 4457-4470.
- [23] А. Шабани, К. Мазлуми, Оценка схемы защиты от перегрузки по току с использованием связи для микросети постоянного тока на основе фотоэлектрических элементов, *IEEE Trans.Smart Grid* 11 (1) (2019) 429-439.
- [24] Т. Фокха, С. Альсади, О. Омари, С. С. Рефаат, Методы оптимизации координации направленных реле перегрузки по току: всесторонний обзор, *IEEE Access* 12 (2023) 1952-2006.
- [25] А. К. Саху, Защита микросети с помощью скоординированных направленных реле перегрузки по току, в: 2014 IEEE Global Humanitarian Technology Conference-South Asia Satellite (GHTC-SAS), 2014, стр. 129-134.
- [26] М. Салехи, С.А. Тахер, И. Садегхани, М. Шахидехпур, Стратегия защиты кольцевых низковольтных микросетей постоянного тока на основе индекса тяжести бедности, *IEEE Trans.Smart Grid* 10 (6) (2019) 6860-6869.
- [27] Дж. Хедель, А. Абуэльруб, Оценка надежности системы защиты кольцевой микросети постоянного тока с использованием метода дерева отказов, в: 7-я Международная конференция по электротехнике и электронике (ICEEE), 2020, стр. 106-110.
- [28] Р. Моханти, А.К. Прадхан, Схема защиты на основе наложенного тока для микросети постоянного тока, *IEEE Trans.Smart Grid* 9(4) (2018) 3917-3919.
- [29] Р. Моханти, А. К. Прадхан, Защита микросети постоянного тока с кольцевой шиной с использованием частоты колебаний и переходной мощности, *IEEE Syst.J.* 13 (1) (2018) 875-884.
- [30] Д. Ян, Ю. Лю, Ц. Ду, С. Ли, Х. Го, Дифференциальная защита шины постоянного тока на основе тока компонента неисправности в гибкой сети постоянного тока, *J.Electr.Eng.Technol.* 19 (5) (2024) 2929-2939.
- [31] Г.К. Рао, Т. Гангвар, Б.К. Чоудхури, П. Йена, Новая стратегия дифференциальной защиты для зональной микросети постоянного тока, *IEEE J.Emerg.Selected Topics Power Electron.* (2025).
- [32] С. Дхар, Р.К. Патнаик, П.К. Даш, Обнаружение и локализация неисправностей в микросети постоянного тока на основе фотоэлектрических элементов с использованием стратегии дифференциальной защиты, *IEEE Trans.Smart Grid* 9 (5) (2017) 4303-4312.
- [33] К. Ли, П. Рахра, П.Дж. Норман, Г.М. Берт, П. Кларксон, Многовыборочная схема дифференциальной защиты в микросетях постоянного тока, *IEEE J.Emerg.Selected Topics Power Electron.* 9 (3) (2020) 2560-2573.

- [34] П. Чаухан, К. П. Гупта, М. Трипати, Новая адаптивная техника защиты, основанная на скорости нарастания тока короткого замыкания в микросети постоянного тока, *Electr.Pow.Syst.Res.*207 (2022) 107832.
- [35] Л. Чжан, Н. Тай, В. Хуан, Ю. Ван, Схема защиты микросетей постоянного тока на основе оценки расстояния до короткого замыкания, *J.Eng.*2019 (16)(2019) 1199-1203.
- [36] А. Мерхвани, Р. Гокараджу, С. К. Шривастава, С. Чакрабартти, Резервная защита микросетей постоянного тока на основе локальных измерений с использованием метода последовательного анализа, *IEEE Syst.J.* 14 (1) (2019) 1159-1170.
- [37] М. Шамсоддини, Б. Вахиди, Р. Разани, Х. Нафиси, Расширение селективности защиты в низковольтных микросетях постоянного тока с использованием компенсационного коэффициента усиления и искусственной индуктивности линии, *Electr.Pow.Syst.Res.* 188 (2020) 106530.
- [38] А. Мерхвани, С. К. Шривастава, С. Чакрабартти, Схема защиты микросети постоянного тока с неединичным коэффициентом на основе локальных измерений, *IEEE Trans.Power Delivery* 32 (1) (2016) 172-181.
- [39] К.Чень, З.Чженг, С.Ли, Дж.Рен, Схема снижения чувствительности SMES на основе производной напряжения для многонасосных двигателей в микросети постоянного тока, *IEEE Trans.Appl.Supercond.*(2024).
- [40] К.Анджайя, С.Р.Паттнаик, П.К.Даш, Р.Бисой, Диагностика неисправностей постоянного тока в режиме реального времени в кольцевой микросети постоянного тока с использованием системы оптимального взвешенного обучения на основе производного тока, *Appl.Soft Comput.*142 (2023) 110334.
- [41] П. Ли, Дж. Ма, Н. Чжун, Фурье-преобразовательная ближнеинфракрасная спектроскопия в сочетании с методами выбора переменных для быстрого определения времени хранения филе лосося, *J.Mol.Struct.*1264(2022) 133223.
- [42] Н. М. Фрэнсис, Ф. Пурамадиан, Р. А. Лебенсон, Р. Динревиль, Быстрый решатель на основе преобразования Фурье для упругих микрополярных композитов, *Comput.Methods Appl.Mech.Eng.*418 (2024)116510.
- [43] М.Х.Р.А.Сяфии, Э.Прасетиано, М.К.Хафидли, Д.О.Ангриаван, А.Чахджоно, Обнаружение дуговых замыканий постоянного тока в реальном времени на основе быстрого преобразования Фурье, в: Международный симпозиум по электронике, технологиям и приложениям (IES-ETA), 2018, IEEE, 2018, стр. 25-30.
- [44] К.Ган, Дж.Ву, С.Янг, Ю.Ху, В.Цао, Дж.Си, Схема диагностики неисправностей при обрыве цепи в приводах двигателей с переключаемым сопротивлением с использованием алгоритма быстрого преобразования Фурье и обнаружения тока шины, *IET Power Electron.* 9 (1) (2016) 20-30.
- [45] Ж.Минь, З.Гао, Л.Ванг, А.Жанг, Исследование применения кратковременного преобразования Фурье в генерации музыки на основе параллельной системы WaveGan, *IEEE Trans.Ind.Inf.*(2024).
- [46] М. Самир, А. К. Гупта, Ч. Чакрабартти, Б. Гупта, Обнаружение эпилептических припадков: анализ производительности гамма-диапазона в ЭЭГ-сигнале с использованием кратковременного преобразования Фурье, в: Труды 22-го Международного симпозиума по беспроводным персональным мультимедийным коммуникациям, 2019, стр. 1-6.
- [47] К. Сатпати, Й. М. Йеап, А. Укил, Н. Геддада, Анализ переходных процессов на основе кратковременного преобразования Фурье в системе постоянного тока типа «точка-точка» с интерфейсом VSC, *IEEE Trans.Ind.Electron.*65 (5)(2017) 4080-4091.

- [48] М. Ашури, Ф.Ф. Сильва, К.Л. Бак, Применение кратковременного преобразования Фурье для защиты сетчатых VSCMTDC-сетей на основе гармоник, *J.Eng.*2019 (16) (2019) 1439-1443.
- [49] Д. Чжан, в: Вейвлет-преобразование, Основы интеллектуального анализа изображений: анализ, признаки, классификация и поиск, Springer, Cham, 2019, стр. 35-44.
- [50] З. Ван, Р.С. Балог, Анализ сигналов дугового замыкания и вспышки в системах распределения постоянного тока с использованием вейвлет-преобразования, *IEEE Trans.Smart Grid* 6 (4) (2015) 1955-1963.
- [51] Дж. Б. Ан, С. Дж. Чон, Ч. Г. Чо, Х. Дж. Рю, Детектор дуговых замыканий постоянного тока с дифференциальным дискретным вейвлет-преобразованием и методом переменного порога для фотоэлектрических систем, *IEEE Trans.Ind.Inf.*(2024).
- [52] Дж.Ли-чжун, С.И-фан, Ю.Гуанг-яо, Дж.Миао-мiao, З.Хаи-пенг, З.Ке, Исследование методов обнаружения и устранения гармоник микросети на основе непрерывного вейвлет-преобразования, в: 2015 IEEE 10th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2015, стр.638-642.
- [53] А. Лангаризаде, С. Хашеминеджад, Новый дифференциальный алгоритм на основе S-преобразования для защиты микросети, *Electr.Pow.Syst.Res.*202 (2022) 107590.
- [54] П. Чжао, Ц. Чен, К. Сунь, Новый метод защиты кабеля VSCMTDC на основе переходного постоянного тока с использованием S-преобразования, *Int.J.Electr.Power Energy Syst.*97 (2018) 299-308.
- [55] П. К. Даш, С. Дас, Дж. Мойрангтем, Дистанционная защита шунтовой компенсированной линии электропередачи с использованием разреженного S-преобразования, *IET Gener.Transm.Distrib.*9 (12) (2015) 1264-1274.
- [56] В. Янг, К. Литтл, Р. Корт, S-преобразование и его вклад в мониторинг состояния ветротурбин, *Renew.Energy* 62 (2014) 137-146.
- [57] Р. Кумар, А. Саксена, Р. Кумар, С. Марваха, Дж. Сингх, Г. К. Сингх, Комплексный обзор модифицированных версий преобразования Стоквелла для мониторинга качества электроэнергии, *IEEE Access* (2022).
- [58] М. Амарнат, И. П. Кришна, Эмпирическое разложение акустических сигналов на моды для диагностики неисправностей в зубчатых передачах и подшипниках качения, *IET Sci.Meas.Technol.* 6 (4) (2012) 279-287.
- [59] М.А.Фархан, К.Сони, М.К.Телеготи, А.С.Рана, Обнаружение островного режима с использованием эмпирического разложения на моды и искусственной нейронной сети для распределенной генерации с инверторным интерфейсом, *J.Inst.Engineers (India): Ser.B* (2024) 1-16.
- [60] Х. Лала, С. Кармакар, Обнаружение и экспериментальная проверка дугового замыкания с высоким импедансом в распределительной системе с использованием эмпирического разложения на моды, *IEEE Syst.J.*14 (3) (2020) 3494-3505.
- [61] Д.Ли, А.Укил, Метод обнаружения неисправностей постоянного тока на основе эмпирического разложения на моды в многотерминальной системе постоянного тока, в: 2020 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), 2020, стр. 1-5.
- [62] К. Чу, Дж. Ванг, Оценка состояния распределительной системы на основе улучшенной регрессии с ядром и ансамблевого эмпирического разложения на моды, *Processes* 12 (4) (2024) 823.
- [63] Н. Е. Хуанг, Введение в преобразование Гильберта-Хуанга и связанные с ним математические проблемы, *Преобразование Гильберта-Хуанга и его приложения*, Глава 1, 2005.

- [64] П. Пан, Р. К. Мандал, М. Манохар, С. К. Шукла, Интеллектуальная схема защиты микросети постоянного тока с использованием преобразования Гильберта-Хуанга с устойчивостью к прерывистости фотоэлектрических систем и отключениям распределенных источников энергии, *Electr.Eng.* 106 (5) (2024) 5967-5985.
- [65] В.Альбернас Ласерда, Р.М.Монаро, Д.Кампос-Гаона, Д.В.Кури, О.Аная-Лара, Алгоритм дистанционной защиты для многотерминальных систем высокого напряжения постоянного тока с использованием преобразования Гильберта-Хуанга, *IET Gener.Transm.Distrib.*14(15)(2020)3022-3032.
- [66] Х. Касбан, С. Нассар, Эффективный подход к обнаружению подделок на цифровых изображениях с использованием преобразования Гильберта-Хуанга, *Appl.Soft Comput.* 97 (2020) 106728.
- [67] К. Ли, Г. Ю, Б. Фу, Х. Ху, К. Жу, Ц. Жу, Разделение и обнаружение неисправностей для комбинированных неисправностей подшипников и зубчатых передач на основе разложения краевого спектра Гильберта, *IEEE Access* 7 (2019) 110518-110530.
- [68] К. Парк, Д. Луни, М. М. Ван Халле, Д. П. Мандич, Разложение комплексного локального среднего, *Neurocomputing* 74 (6) (2011) 867-875.
- [69] Л. Приядаршини, П. К. Даш, Обнаружение островных и неостровных возмущений в микросети с использованием автокодировщика на основе LMD и глубокого стекирования RVFLN, *Electr.Eng.*103 (6) (2021)2747-2767.
- [70] Х. Дуань, М. Лу, Ю. Сунь, Дж. Ван, Ч. Ван, З. Чен, Диагностика неисправностей ветроэнергетической системы PMSG на основе LMD и MSE, *Complexity* 2020 (2020) 1-11.
- [71] Х. Лиу, Ц. Ксю, К. Хан, Б. Ванг, К. И, Внимание к ключевым режимам: диагностика неисправностей оборудования и трансформаторов с помощью вариационного разложения на режимы, *Knowledge-Based Syst.* 289 (2024) 111479.
- [72] Н. К. Шарма, С. Р. Самантарай, К. Н. Бхенде, Схема быстрого обнаружения неисправностей на основе тока с поддержкой VMD для микросети постоянного тока, *IEEE Syst. J.* 16 (1) (2021) 933-944.
- [73] А. А. Абдус, Обнаружение насыщения трансформатора тока на основе анализа вариационного разложения на режимы, *IET Gener. Transm. Distrib.* 10 (11) (2016) 2658-2669.
- [74] П.Х. Родригес, Дж.Б. Алонсо, М.А. Феррер, К.М. Травиесо, Применение энергетического оператора Тигера-Кайзера в диагностике неисправностей подшипников, *ISA Trans.*52 (2) (2013) 278-284.
- [75] А. Абхисек, К. Бишвал, П.К. Рут, Г. Панда, Стратегия защиты для обнаружения неисправностей в микросети переменного тока на основе MVMD и дифференциального CUSUM, *Int.J.Emerg.Electr.Power Syst.*(2024).
- [76] Х.Чжуо, Ю.Янг, С.Хе, К.Ли, К.Пу, Х.Янг, Метод диагностики обрыва цепи в микросетях постоянного тока на основе улучшенного алгоритма корреляции Пирсона, в: Вторая международная конференция по киберэнергетическим системам и интеллектуальной энергетике (ICCSIE), 2024, стр. 1-6.
- [77] А. Хошнами, И. Садегхани, Обнаружение неисправностей в фотоэлектрических системах с использованием энергетического оператора Тигера-Кайзера, *Electron.Lett* 54 (23)(2018) 1342-1344.

- [78] Д.Д.Патил, С.Бинду, Техника защиты в реальном времени для микросети постоянного тока с использованием локальных измерений, в: Технологии для интеллектуальной городской энергетической безопасности и электроснабжения (ICSESP), 2018, стр. 1-6.
- [79] Л. Конг, Х. Ниан, Метод обнаружения и локализации неисправностей в микросети постоянного тока сетчатого типа с использованием коэффициента корреляции Пирсона, IEEE Trans.Power Delivery 36 (3) (2020) 1428-1439.
- [80] К. Анджайя, П. К. Даш, Р. Бисои, С. Саранги, С. П. Мохapatра, Дж. Дивья, Дискретная диагностика неисправностей на основе метода Тигера-Хуанга в микросети постоянного тока на основе нескольких фотоэлектрических систем, в: 2-я Международная конференция по электроэнергетике, связи и вычислительным технологиям штата Одиша (ODICON), 2022, стр. 1-6.
- [81] Р.С. Парпинелли, Г.Ф. Плихоски, Р.С.Д. Сильва, П.Х. Нарлох, Обзор методов онлайн-управления параметрами в алгоритмах роевого интеллекта и эволюционных вычислений, Int.J.Bio-Inspired Comput. 13 (1) (2019) 1-20.
- [82] Л.К. Эчеварриа, Х.Ф. де Кампос Велью, Дж.К. Бекченери, А.Дж. да Силва Нето, О.Л. Сантьяго, Обратная задача диагностики неисправностей с использованием алгоритмов оптимизации муравьиной колонии и оптимизации муравьиной колонии с дисперсией, Appl.Math.Comput. 227 (2014) 687-700.
- [83] А.А. Мохамед, А. Эль-Сайед, Х. Метвалли, С.И. Селем, Интеграция фотоэлектрической системы в сеть, поддерживающей зарядную станцию для электромобилей, с использованием алгоритма роевой оптимизации сальп, Sol.Energy 205 (2020) 170-182.
- [84] Э.С. Али, Управление скоростью двигателя постоянного тока последовательного возбуждения, питаемого фотоэлектрической системой, с помощью алгоритма светлячков, Neural Comput.Appl. 26 (2015) 1321-1332.
- [85] С. Каточ, С.С. Чаухан, В. Кумар, Обзор генетических алгоритмов: прошлое, настоящее и будущее, Multimed.Tools Appl. 80 (2021) 8091-8126.
- [86] А. Шарма, А. Шарма, В. Чоудари, А. Шривастава, П. Джоши, Алгоритм поиска кукушки: обзор последних вариантов и инженерных приложений, в: Метаэвристические и эволюционные вычисления: алгоритмы и приложения, 2021, стр. 177-194.
- [87] Л. Абуалига, А. Диабат, Достижения в алгоритме синус-косинус: всесторонний обзор, Artif.Intell.Rev.54(4)(2021)2567-2608.
- [88] И. Альджара, Х. Фарис, С. Миржалили, Оптимизация весов связей в нейронных сетях с использованием алгоритма оптимизации китов, Soft.Comput.22 (2018) 1-15.
- [89] А.Н. Павлов, А.Е. Руннова, В.А. Максименко, О.Н. Павлова, Д.С. Гришина, А.Е. Грамов, Анализ детрендрованных флуктуаций ЭЭГ-паттернов, связанных с реальными и воображаемыми движениями рук, Physica A: Stat.Mech.its Appl. 509 (2018) 777-782.
- [90] С. Дас, А.К. Прадхан, А. Кедиа, С. Далай, Б. Чаттерджи, С. Чакраворти, Диагностика событий качества электроэнергии на основе анализа детрендрованных флуктуаций, IEEE Trans.Ind.Electron. 65(9) (2018) 7322-7331.
- [91] Н.В.Д.В.П. Элурри, П.К. Даш, С. Дхар, Обнаружение островного режима в микросети постоянного тока на основе фотоэлектрических элементов с использованием адаптивного вариационного разложения по модам и анализа детрендрованных флуктуаций, IET Gener.Transm.Distrib.15 (4) (2021) 631-644.

[92] Дж. Лин, К. Чен, Диагностика неисправностей подшипников качения на основе мультифрактального анализа детрендрованных флуктуаций и критерия расстояния Махаланобиса, *Mech.Syst.Sig.Process.*38(2)(2013)515-533.

[93] Э.Н. Прасад, П.К. Даш, Анализ неисправностей в микросети постоянного тока на основе фотоэлектрической генерации с использованием многофрактального анализа детрендрованных флуктуаций, *Int.Trans.Electr.Energy Syst.* 31 (1) (2021) e12564.

[94] К. Анджайя, П.К. Даш, М. Сахани, Анализ дуговых замыканий и нарушений энергоснабжения в кольцевой микросети постоянного тока на основе нескольких фотоэлектрических систем с использованием улучшенного MFDFA, *Iranian J.Sci.Technol.Trans.Electric.Eng.* 47 (4) (2023) 1343-1363.

[95] М. Марди, М.Р. Кейванпур, GBKM: новый алгоритм кластеризации k-средних на основе генетики, в: Труды 7-й Международной конференции по веб-исследованиям (ICWR), 2021, стр. 222-226.

[96] Д. Чжао, К. Ху, С. Хсионг, Дж. Тиань, Дж. Сян, Дж. Чжоу, Х. Ли, Кластеризация методом K-средних и классификация kNN на основе отрицательных баз данных, *Appl.Soft Comput.*110 (2021) 107732.

[97] М. Фаршад, Обнаружение и классификация внутренних повреждений в биполярных линиях электропередачи HVDC на основе метода описания данных K-средних, *Int.J.Electr.Power Energy Syst.*104(2019) 615-625.

[98] С. Чжанг, К. Ли, М. Зонг, К. Чжу, Р. Ванг, Эффективная классификация kNN с различным количеством ближайших соседей, *IEEE Trans.Neural Networks Learn.Syst.*29 (5) (2017) 1774-1785.

[99] Н. Чжан, С. Дин, Дж. Чжан, Ю. Сюэ, Обзор ограниченных машин Больцмана, *Нейрокомпьютеры* 275 (2018) 1186-1199.



[100] Дж.М. Томчак, М.Зиба, Ограниченная по классификации машина Больцмана для понятной модели кредитного скоринга, *Expert Syst.Appl.*42 (4) (2015) 1789-1796.

[101] С.П. Тивари, Э. Колей, С. Гош, Схема обнаружения неисправностей, классификации и идентификации участков микросети постоянного тока на основе метода опорных векторов, в: Достижения в автоматизации интеллектуальных сетей и Индустрии 4.0: Избранные материалы ICETSGAI4.0, 2021, стр. 691-698.

[102] А. Антониадис, С. Ламберт-Лакруа, Ж.М. Погги, Случайные леса для глобального анализа чувствительности: выборочный обзор, *Reliab.Eng.Syst.Saf.*206 (2021) 107312.

[103] В.Ф. Родригес-Галиано, М. Чика-Ольмо, Ф. Абарка-Эрнандес, П.М. Аткинсон, К. Джеганатан, Классификация средиземноморского земельного покрова с помощью случайных лесов с использованием многосезонных изображений и многосезонной текстуры, *Remote Sens.Environ.*121(2012)93-107.

[104] З. Чень, Ф. Хань, Л. Ву, Дж. Ю, С. Чень, П. Линь, Х. Чень, Интеллектуальная диагностика неисправностей фотоэлектрических массивов на основе случайного леса с использованием напряжения массива и токов струн, *Energy Conver.Manag.* 178 (2018) 250-264.

[105] В. Ле, К. Миллер, Б.Х. Цао, С. Яо, Идентификация дуговых замыканий в распределительных сетях постоянного тока на основе прогнозируемой вероятности случайного леса, *IEEE J.Emerg.Selected Topics Power Electron.* (2022).

[106] С. Се, Ю. Ли, Х. Тан, Р. Лю, Ф. Чжан, Гибридный метод многомасштабного и многослойного перцептрона для диагностики неисправностей подшипников, *Int.J.Mech.Sci.*235 (2022) 107708.

- [107] А.Абдали, К.Мазлуми, Р.Норузьян, Точная схема определения места неисправности в низковольтных системах микросетей постоянного тока с использованием многослойной перцептронной нейронной сети, *Sigma J.Eng.Nat.Sci.*36 (3) (2018)821-834.
- [108] П. Пан, Р. К. Мандал, Классификация мест возникновения дуговых замыканий постоянного тока в микросетях постоянного тока на основе подхода обучения, *Electr.Power Syst.Res.*208 (2022) 107874.
- [109] А. Бхагват, С. Дутта, В. К. Джадун, А. С. Вирендра, С. К. Саху, Специализированная искусственная нейронная сеть для обнаружения неисправностей в системах распределения электроэнергии, *IET Gener.Transm.Distrib.*18(11)(2024)2105-2118.
- [110] Дж. Ву, Введение в сверточные нейронные сети, Национальная ключевая лаборатория новых программных технологий, Нанкинский университет, Китай, 5 (23) (2017)495.
- [111] Ю. Чжан, С. Тан, З. Ван, Оценка состояния заряда литий-ионных батарей на основе рекуррентной нейронной сети: текущее состояние и перспективы, *J.Storage Mater.* 112 (2025) 115575.
- [112] К. Лиан, Д. Ванг, С. Циу, К. Минг, ReDBN: интерпретируемая глубокая сеть доверия для диагностики неисправностей вентиляторов на линиях производства железа и стали, *IEEE/ASME Trans.Mechatron.* (2024).
- [113] Ц. Ян, Дж. Ли, С. Ле Блонд, К. Ван, Обнаружение неисправностей и определение местоположения неисправностей на основе искусственной нейронной сети в микросети постоянного тока, *Energy Procedia* 103 (2016) 129-134.
- [114] П. Пан, Р. К. Мандал, Обнаружение и классификация неисправностей в микросетях постоянного тока на основе сверточной нейронной сети, в: Труды 2-й Международной конференции по новым направлениям в электротехнике и электронике (ICEFEET), 2022, стр. 1-6.
- [115] М. Р. Хабиби, Х. Р. Багаи, Т. Драгичевич, Ф. Блаабьерг, Обнаружение кибератак с внедрением ложных данных в микросети постоянного тока на основе рекуррентных нейронных сетей, *IEEE J.Emerg.Selected Topics Power Electron.*9 (5) (2020) 5294-5310.
- [116] Д. Гао, С. Лин, Метод диагностики неисправностей точек зарядки постоянного тока для электромобилей на основе глубокой сети доверия, *World Electric Veh.J.*12(1) (2021) 47.
- [117] Дж. Ван, С. Лу, С. Х. Ван, Ю. Д. Чжан, Обзор экстремальных обучающих машин, *Multimed.Tools Appl.*81 (29) (2022) 41611-41660.
- [118] Ф. Ло, В. Го, Ю. Ю, Г. Чен, Алгоритм многоклассовой классификации на основе ядерной экстремальной обучающей машины, *Neurocomputing* 260 (2017) 313-320.
- [119] К.Лиу, Л.Ванг, Г.Б.Хуанг, Дж.Чжанг, Дж.Инь, Многоядерная экстремальная обучающая машина, *Нейрокомпьютинги* 149 (2015) 253-264.
- [120] Ф.Т. Аль-Диф, М.М. Баки, Н.М.А.А. Латифф, Н.Н.Н.А. Малик, Н.С. Салим, М.А.А. Альбадер, Н.М. Махиуддин, М.А. Мохаммед, Выявление и классификация патологии голоса с использованием онлайн-метода последовательного экстремального обучения, *IEEE Access* 9 (2021)77293-77306.
- [121] С.Ли, Ю.Янг, Н.Ху, З.Чэн, Дж.Чэн, Дискриминативная многообразная нейронная сеть с функциональными связями случайных векторов для диагностики неисправностей подшипников качения, *Knowl.-Based Syst.*211 (2021) 106507.

- [122] Ю.Рен, П.Н.Сугантан, Н.Срикант, Г.Амаратунга, Сеть с функциональными связями случайных векторов для краткосрочного прогнозирования спроса на электроэнергию, *Inf.Sci.*367 (2016) 1078-1093.
- [123] К.К.Сюй, Х.Х.Ли, Х.Д.Ян, Сеть с функциональными связями случайных векторов на основе ядра для быстрого обучения пространственно-временным динамическим процессам, *IEEE Trans.Systems Man Cybern.Syst.*49(5) (2017) 1016-1026.
- [124] С. Пария, П.К. Даш, Р. Бисои, Многоядерная случайная векторная функциональная сеть связи с разложенными признаками для классификации сигналов ЭЭГ при эпилепсии, *IET Signal Proc.* 14(3)(2020) 162-174.
- [125] И. Маджумдер, П.К. Даш, С. Дхар, Управление энергией в реальном времени для микросети на основе фотоэлектрических панелей, батарей и ветрогенераторов с использованием надежной случайной векторной функциональной сети связи на основе последовательного ядра в режиме онлайн, *Appl.Soft Comput.* 101 (2021) 107059.
- [126] Л. Чжан, Дж. Ли, Г. Лу, П. Шен, М. Беннамун, С. А. А. Шах, Ц. Мяо, Г. Чжу, П. Ли, С. Лу, Анализ и варианты системы широкого обучения, *IEEE Trans.Systems Man Cybern.Syst.* 52 (1) (2020) 334-344.
- [127] С. Пу, Ч. Ли, Онлайн-система полуконтролируемого широкого обучения для промышленной диагностики неисправностей, *IEEE Trans.Ind.Inf.* 17 (10) (2021) 6644-6654.
- [128] Ю.Цао, М.Цзя, П.Дин, С.Чжао, Ю.Дин, Инкрементальное обучение для прогнозирования остаточного срока службы с помощью системы широкого обучения с временным каскадом и новыми полученными данными, *IEEE Trans.Ind.Inf.*19 (4) (2022) 6234-6245.
- [129] Д.Р.Акбар, Э.Прасетиано, Д.О.Ангриаван, Идентификация места дугового замыкания постоянного тока в фотоэлектрической системе MPPT на основе быстрого преобразования Фурье и искусственной нейронной сети, в: Труды Международного симпозиума по электронике 2022 года (IES), 2022, стр. 26-33.
- [130] Д.К.Асл, А.Хамеди, М.Шадаи, Х.Самет, Т.Ганбари, Неитеративный метод, основанный на быстром преобразовании Фурье и методе наименьших квадратов, для определения местоположения неисправностей в микросетях постоянного тока, в: Труды Международной конференции IEEE по окружающей среде и электротехнике 2020 года и Европейской конференции IEEE по промышленным и коммерческим энергетическим системам (EEEIC/I&CPS Europe), 2020, стр. 1-5.
- [131] Р. Аламуруган, Ф. Аль-Джанахи, О. Бухали и др., Разложение с помощью преобразования Фурье и кратковременного преобразования Фурье для обнаружения дуговых замыканий в фотоэлектрических системах, в: Труды 47-й конференции специалистов по фотовольтаике IEEE, 2020, стр. 2737-2742.
- [132] Е. Соснина, Р. Бедретдинов, А. Иванов, Исследование несинусоидальности в интеллектуальной сети с помощью кратковременного преобразования Фурье, в: Труды Международной конференции по электротехническим комплексам и системам, 2021, стр. 347-352.
- [133] Д.К.Дж.С.Джаямаха, Н.В.А.Лидула, А.Д.Раджапаксе, Искусственные нейронные сети на основе вейвлетов для обнаружения и классификации неисправностей микросети постоянного тока, в: Труды общего собрания IEEE Power and Energy Society 2019, 2019, стр. 1-5.
- [134] М. Ли, А. Саху, Д. Чжан, Обнаружение неисправностей в микросети постоянного тока с использованием операции энергии Тигера на вейвлет-коэффициентах, в: Труды 21-й Европейской конференции по силовой электронике и приложениям, 2019, стр. P-1.

- [135] Д. Ли, А. Укил, К. Сатпати, Ю. М. Йеап, Улучшенный метод обнаружения неисправностей на основе S-преобразования в системе постоянного тока, подключенной к преобразователю напряжения, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 68 (6) (2020) 5024-5035.
- [136] Э. Ямин Дрис, М. Бентахар, А. Бенаммар, Р. Драй, Локализация источников акустической эмиссии в пластинах на основе модифицированного S-преобразования и расширенного фильтра Калмана, в: Труды 2-й Международной конференции по электротехнике и автоматическому управлению 2024 года, стр. 1-4.
- [137] Б. К. Чайтанья, А. Ядав, М. Пазоки, Схема обнаружения неисправностей высокого импеданса в активной распределительной сети с использованием эмпирического вейвлет-преобразования и машины опорных векторов, в: Труды 15-й Международной конференции по защите и автоматизации энергосистем 2020 года, стр. 149-152.
- [138] С. Ван, Г. Сонг, Дж. Гао и др., Метод обнаружения неисправностей высокого импеданса на основе улучшенного полного ансамблевого эмпирического разложения по модам для распределительной сети постоянного тока, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 107 (2019) 538-556.
- [139] Дж. Чжан, Ю. Ху, Стратегия оптимизации распределения электроэнергии с гибридным накопителем энергии на основе нечеткого управления, *J. Phys. Conf. Ser.* 1549 (5) (2020) 052115.
- [140] Д. Ван, М. Хоу, Алгоритм определения местоположения неисправности с помощью бегущей волны для гибридной системы передачи LCC-MMC-MTDC на основе преобразования Гильберта-Хуанга, *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 121 (2020) 106125.
- [141] Й. М. Нсаиф, М. С. Хоссейн Липу, А. Хуссейн и др., Новая стратегия обнаружения и классификации неисправностей в фотоэлектрической распределительной сети с использованием улучшенного преобразования Гильберта-Хуанга и метода ансамблевого обучения, *Sustainability* 14 (18) (2022) 11749.
- [142] Л. Ван, Э. Лодхи, П. Ян и др., Адаптивное локальное разложение среднего и алгоритмы на основе многомасштабной нечеткой энтропии для обнаружения дуговых замыканий постоянного тока в фотоэлектрических системах, *Energies* 15 (10) (2022) 3608.
- [143] Ю. Ли, Ц. Лю, М. Панг и др., Метод обнаружения дуговых замыканий постоянного тока на основе локального разложения среднего и машины опорных векторов, в: Труды 1-го Международного симпозиума IEEE по силовой электронике и приложениям 2021 года. 2021, стр. 1-7.
- [144] К. Каи, Р. Дж. Ваи, Интеллектуальное обнаружение дуговых повреждений постоянного тока в системе генерации солнечной фотоэлектрической энергии с помощью оптимизированной обработки сигналов на основе VMD и классификатора PSO-SVM, *IEEE J. Photovoltaics* 12(4) (2022) 1058-1077.
- [145] М. Чжан, Р. Го, Х. Сунь, Определение местоположения повреждения линии электропередачи постоянного тока MMC-HVDC на основе улучшенного VMD и S-преобразования, в: Труды 4-й Международной конференции по HVDC 2020, 2020, стр. 792-796.
- [146] Э. Н. Прасад, П. К. Даш, Обнаружение островного режима в различных конфигурациях микросети постоянного тока на основе распределенной генерации с несколькими фотоэлектрическими системами с использованием улучшенной техники разложения на моды, *Int. Trans. Electr. Energy Syst.* 31 (3) (2021) e12796.
- [147] К. Анджайя, П. К. Даш, М. Сахани, Новая схема защиты для микросети постоянного тока на основе фотоэлектрических и ветровых систем с использованием модифицированного

- мультифрактального анализа детрендрованных флуктуаций, *Prot.Control Mod.Power Syst.*7(1) (2022) 1-24.
- [148] Дж. Хоссейнзаде, Ф. Масудзаде, Э. Рошандель, Обнаружение и классификация неисправностей в интеллектуальных сетях с использованием расширенного алгоритма K-NN, *SN Appl.Sci.*1 (2019) 1-13.
- [149] С. Вирапандиян, В. Сугаванам, Онлайн-идентификация неисправностей, определение местоположения и бесперебойное восстановление обслуживания с использованием сверточной нейронной сети на основе трансферного обучения для низковольтной микросети постоянного тока, *Electr.Power Compon.Syst.* 51 (8) (2023) 785-808.
- [150] Л. Чжэн, З. Ван, З. Чжао и др., Исследование метода диагностики неисправностей подшипников на основе многослойной экстремальной обучающей машины, оптимизированной с помощью нового алгоритма муравьиного льва, *IEEE Access* 7 (2019) 89845-89856.
- [151] З. Чен, Л. Ву, С. Ченг, П. Линь, Ю. Ву, В. Линь, Интеллектуальная диагностика неисправностей фотоэлектрических батарей на основе оптимизированной экстремальной обучающей машины с ядром и характеристик IV, *Appl.Energy* 204 (2017) 912-931.
- [152] С. Саранги, Б.К. Саху, П.К. Раут, Обнаружение и классификация островного режима с использованием вариационного разложения на моды и адаптивной многоядерной техники экстремального обучения, *Sustainable Energy Grids Netw.* 30 (2022) 100668.
- [153] П. Сатапати, С. Дхар, П. К. Дэш, Эволюционная онлайн-последовательная экстремальная обучающая машина для отслеживания и управления точкой максимальной мощности в многофотоэлектрической микросети, *Renewable Energy Focus* 21 (2017) 33-53.
- [154] П.К. Даш, П. Сатапати, П. Наяк, М. Сахани, Мониторинг режима автономной работы и нарушений качества электроэнергии в микросети с использованием адаптивного кросс-вариационного разложения по модам и регрессии с уменьшенным ядром, *Int.Trans.Electr.Energy Syst.*30 (6) (2020) e12364.
- [155] Дж. Найк, С. Дхар, П.К. Даш, Эффективная диагностика неисправностей и расчет расстояния для микросети постоянного тока на основе фотоэлектрических элементов с использованием адаптивного EWT и функциональной сети случайных векторов ядра, *IET Gener.Transm.Distrib.*14 (4) (2020) 690-703.
- [156] К. Анджайя, П.К. Даш, М. Сахани, Эффективная оценка расстояния до неисправности и диагностика в кольцевой сети постоянного тока на основе фотоэлектрических систем с использованием преобразования Гильберта-Хуанга и взвешенной онлайн-сети последовательных случайных векторных функций, *Int.Trans.Electr.Energy Syst.* 31(11)(2021) e13055.
- [157] К. Анджайя, П.К. Даш, М. Сахани, Обнаружение неисправностей и островного режима распределенной генерации в микросети постоянного тока на основе кольцевой шины фотоэлектрической и ветровой энергии с использованием оптимизированной системы широкого обучения на основе VMD, *ISA Trans.* 131(2022) 533-551.
- [158] С. Чаухан, Г. Вашишта, Р. Кумар, Р. Зимроз, М. К. Гупта, П. Кунду, Адаптивное разложение режимов признаков на основе нового индикатора состояния для диагностики неисправностей подшипников, *Measurement* 226 (2024) 114191.
- [159] Л. Чжан, Ю. Чжан, Г. Ли, Метод диагностики неисправностей вращающихся машин на основе энтропии SVM и машинного обучения, *Algorithms* 16 (6) (2023) 304.

[160] Дж. Ли, Г. Ли, Ч. Хай, М. Го, Диагностика неисправностей трансформаторов на основе многоклассового алгоритма AdaBoost, IEEE Access 10 (2021) 1522-1532.

[161] Л. Ян, Ю. Ли, К. Ди, Применение XGBoost для идентификации источника нарушений качества электроэнергии в установившемся режиме, в: 9-я Международная конференция IEEE по электронике, информации и экстренной связи (ICEIEC), 2019, стр. 1-6.

[162] С. Ваджпайи, П. К. Даш, Обнаружение островного режима в кольцевой микросети постоянного тока с использованием улучшенного полного ансамблевого эмпирического разложения по модам с адаптивным шумом и многоклассовым алгоритмом AdaBoost, Electr.Eng. 106 (1) (2024) 369-383.

Получено 22 ноября 2024 г.; отредактировано 4 мая 2025 г.; принято 19 мая 2025 г.

Экспертная оценка проводится под руководством компании Global Energy Interconnection Group Co.Ltd.

*** Ответственный автор**

Адреса электронных почт: kancheanji123@gmail.com (К. Анджаях), jonnalagaddadivya3@gmail.com (Дж. Дивья), varaprasadeeee20@gmail.com (Э. Н.В.Д.В. Прасад), renusharma@soa.ac.in (Р.Шарма).

Эта статья переведена из журнала <Global Energy Interconnection> (ISSN: 2096-5117), выпуск 4, 2025 г. Оригинальное название статьи:< Signal processing and machine learning techniques in DC microgrids: a review>. Перевод предоставляется исключительно для справки; преимущественную силу имеет оригинал: <https://doi.org/10.1016/j.gloi.2025.05.002>

2096-5117/© 2025 Global Energy Interconnection Group Co.Ltd. Издательские услуги предоставлены Elsevier B.V. от имени KeAi Communications Co.Ltd.

Эта статья с открытым доступом, распространяемая по лицензии CC BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).



Канче Анджаях, LMISTE (Пожизненный член Индийского общества технического образования), получил степень бакалавра и магистра технических наук в университетах JNTUH и JNTUK в 2015 и 2019 годах соответственно. Докторскую степень он получил в университете SOA в Бхубанешваре в 2024 году. В настоящее время работает специалистом по анализу данных в NDS Infoserve, Мумбаи. Ранее работал доцентом в Технологическом институте SASI и научным сотрудником в междисциплинарной исследовательской группе, спонсируемой DST. Его научные интересы сосредоточены на защите, управлении и контроле микросетей на основе возобновляемых источников энергии, а также на обработке сигналов, машинном обучении и методах оптимизации. Он является автором более 15 научных статей, опубликованных в авторитетных журналах и представленных на национальных и международных конференциях. Помимо академических

достижений, он является признанным рецензентом нескольких уважаемых журналов Elsevier, что отражает его авторитет в научном сообществе.