

Тащилин В.А., Губин П.Ю., Шакиров М.М.

Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина, Екатеринбург

## НАПРАВЛЕНИЯ ПРИМЕНЕНИЯ СИНХРОНИЗИРОВАННЫХ ВЕКТОРНЫХ ИЗМЕРЕНИЙ В ЗАДАЧАХ ПРОТИВОАВАРИЙНОГО УПРАВЛЕНИЯ ЭНЕРГОСИСТЕМАМИ НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Распространение синхронизированных векторных измерений (СВИ) расширяет возможности в управлении режимом как на уровне объединенных энергосистем, так и в распределительных сетях и сетях микрогрид. Спектр задач, решаемых с помощью этих устройств, не ограничивается оценкой состояния сети и распространяется на анализ параметров режимов в переходных процессах. Это дает новый импульс развитию систем противоаварийной автоматики, задействующих не локальные измерения в точке установки, но и глобальные: в масштабе района сети или энергосистемы в целом. В представленной работе сделан обзор существующих подходов к интеграции систем векторных измерений в следующие задачи противоаварийного управления и виды автоматики: автоматическая частотная разгрузка, автоматика ликвидации асинхронного режима, контроль параллельной работы с внешней сетью, автоматика деления сети, управления режимом системы и автоматика предотвращения нарушения устойчивости, идентификация и демпфирование электромеханических колебаний, идентификация и классификация аварийных ситуаций в энергосистеме. Показано, что широкое распространение при решении перечисленных задач сегодня получают различные алгоритмы машинного обучения. Главных препятствий для развития противоаварийной автоматики на базе СВИ можно выделить два: в большинстве работ предполагается избыточность измерений в системе, что не в полной мере соответствует действительности, поскольку число действующих устройств СВИ пока невелико; предлагаемые алгоритмы машинного обучения пока не получили широкого распространения в электроэнергетике в силу субъективных причин, а также трудностей в обучении и тестировании подходов в отсутствии реальных данных от СВИ. Как показано в этой работе, данные с реальных устройств использовались только для решения задачи идентификации и классификации аварийных событий.

**Ключевые слова:** синхронизированные векторные измерения, противоаварийная автоматика, автоматическая частотная разгрузка, автоматика ликвидации асинхронного режима, автоматика предотвращения нарушения устойчивости, машинное обучение, искусственные нейронные сети

### ВВЕДЕНИЕ

Наблюдаемость сети в квазиустановившихся режимах необходима для предотвращения развития аварийных ситуаций и в целом повышения эффективности управления энергосистемами. Особенностью задачи обеспечения наблюдаемости в условиях единства режима и взаимного влияния объектов электроэнергетики оказывается крупномасштабность современных энергообъединений, охватывающих регионы и государства. В этих условиях главной сложностью оказывается обеспечение синхронности измерений, анализ режима должен выполняться на основе данных, полученных для одного и того же момента времени. Развитие глобальных навигационных систем позволило внедрить в электроэнергетике устройства синхронизированных векторных измерений, которые за счет спутниковой связи определяют метки времени для измерений в разных точках системы с точностью не ниже 1 мкс и собирают данные о параметрах режима в векторной форме с заданной дискретизацией.

Постепенное внедрение таких устройств согласно работам [1–3], помимо оценки состояния сети, позволяет решать следующие задачи: верификация динамических моделей энергосистем, мониторинг межсистемных колебаний мощности и поиск их источников, мониторинг максимально допустимых перетоков мощности по контролируемым сечениям и оценка запасов устойчивости, идентификация аварийных ситуаций и локализация повреждений, мониторинг несимметричных режимов, верификация параметров схем замеще-

ния элементов систем, развитие систем автоматического регулирования нового поколения и др. Как можно видеть, значительное внимание уделяется задачам анализа именно переходных процессов. Возможность контроля режимных параметров с помощью СВИ в ходе таких процессов позволяет по-новому подойти к исполнению систем противоаварийной автоматики. Характерно, что с целью решения тех же задач векторные измерения внедряются и в распределительных сетях, и в сетях микрогрид, как это отмечено в работах [4, 5]. В таких системах использование измерений фаз токов и напряжений позволяет при условии высокой дискретизации по-новому организовывать системы регулирования, мониторинга устойчивости нагрузки, синхронизации с внешней сетью.

Целью данной работы является обзор существующих направлений применения СВИ при противоаварийном управлении в электроэнергетике, подходов к интерпретации данных и математических методов для выбора управляющих воздействий, а также определения факторов, сдерживающих развитие таких систем.

В первом разделе представлены существующие предложения по развитию автоматической частотной разгрузки на базе СВИ. Во второй части показано, как векторные измерения могут быть использованы при ликвидации асинхронных режимов. В третьем разделе рассматриваются работы, посвященные идентификации изолированной работы сети микрогрид и реализации опережающего деления системы. В четвертой части обзора описаны результаты применения СВИ при идентификации и демпфировании электромеханических колебаний. В пятом разделе внимание уделено организации режимной автоматики и автоматики

предотвращения нарушения устойчивости на базе СВИ. Шестая часть обзора посвящена решению задачи идентификации и классификации аварийных событий на базе векторных измерений.

### 1. СИНХРОНИЗИРОВАННЫЕ ВЕКТОРНЫЕ ИЗМЕРЕНИЯ И АЧР

Система автоматической частотной разгрузки (АЧР) является локальной распределенной системой: пусковые и исполнительные органы автоматики распределены по множеству энергообъектов, но каждое устройство принимает решение об отключении на основе местного измерения частоты. Основным направлением, в котором ведутся исследования, является оптимизация отключаемой нагрузки за счет получения большего количества информации о текущем режиме работы энергосистемы.

В [6] приводится обзор нескольких крупных аварий, связанных с недопустимым снижением частоты и повлекших за собой серьезное ограничение потребления. Итогом такого анализа является предложение по применению специальной автоматики отключения нагрузки, которая больше соответствует дополнительной частотной разгрузке в терминах нормативной документации АО «СО ЕЭС». Предложенная в работе система ориентирована на решение задачи стабилизации после отделения одной части энергосистемы от другой. В частности, предлагается использовать данные СВИ для анализа скорости изменения режима за счет контроля величины расчетного сопротивления относительно третьей зоны срабатывания и на основе этой информации корректировать объем отключаемой нагрузки. Происходит своего рода ускорение АЧР за счет оценки скорости изменения режима. При этом также оценивается баланс в каждом из районов, в результате чего предполагается добиться адаптивного действия нового алгоритма.

С другой стороны, в [7] данные СВИ используются для оптимизации отключаемой нагрузки с точки зрения объема и локализации с помощью модели решающих деревьев. Отдельно в работе рассматривается отключение агрегатов, связанных с системами кондиционирования и отвода тепла. Одна из задач работы заключается в минимизации отключения именно такого рода нагрузки, хотя, по данным авторов, она составляет до 32% для бизнеса и домохозяйств. Подход к оптимизации отключаемой нагрузки на основе полных данных об энергорайоне развивается в работе [8], где на основе СВИ предлагается выполнять комплексный анализ режима работы энергосистемы и заранее определять потенциальные для момента времени аварийные дефициты и рассчитывать для них оптимальные ответные действия с точки зрения отключаемых потребителей.

Помимо традиционных крупных электрических сетей, данные СВИ можно использовать для повышения качества управления установками распределенной генерации. В [9] предложен подход по улучшению работы системы ограничения нагрузки именно в сетях с большой долей источников распределенной генерации, для которых характерно применение алгоритмов искусственной инерции. Основная идея аналогична предыдущим работам: анализируется текущий режим работы с точки зрения систем искусственной инерции, оцени-

ваются потенциальные небалансы мощности и затем определяются соответствующие им объемы ограничения потребителей с учетом поведения генераторов.

Также данные СВИ в купе с методами машинного обучения могут использоваться для улучшения работы систем ограничения потребителей при снижении напряжения. Пример такой работы можно найти в [10].

### 2. СИНХРОНИЗИРОВАННЫЕ ВЕКТОРНЫЕ ИЗМЕРЕНИЯ И АЛАР

Автоматика ликвидации асинхронного режима (АЛАР) является важнейшей частью систем противоаварийного управления. Основной ее задачей является выявление асинхронного хода с электрическим центром качаний внутри защищаемой связи. Таким образом, устройство АЛАР должно быть способно не только выявить наличие асинхронного хода, но и локализовать местоположение электрического центра качаний. В отечественной практике последнее достигается за счет выбора соответствующих параметров реле сопротивления, используемых для выявления факта асинхронного хода, либо путем передачи необходимой информации с противоположного конца защищаемой связи.

Также отдельно выделяют АЛАР, устанавливаемый на генераторе, задачей которого является определение наличия асинхронного хода внутри блока, что эквивалентно потере синхронизма этим генератором.

Так как заранее нельзя предсказать, в каком именно сечении случится асинхронный ход, то применение СВИ именно для АЛАР представляется перспективным. Базовым подходом является решение задачи классификации в терминах наличие/отсутствие асинхронного хода внутри исследуемого участка сети и решение задачи классификации по локализации электрического центра качаний (ЭЦК), для чего могут применяться как расчетные методы, так и методы машинного обучения.

Так в [11, 12] предлагается новый подход к аналитическому определению ЭЦК на основе преобразования топологической диаграммы напряжений, в которой напряжения углов остаются неподвижными, а движется нулевая точка, соответствующая ЭЦК при наличии асинхронного хода. Также описывается иерархическая система определения наличия асинхронного хода и локализации ЭЦК с последующим определением оптимального сечения для отделения в зависимости от балансов мощности. Поиск оптимума выполняется с помощью дерева поиска.

В [13, 14] функция АЛАР рассматривается с точки зрения классической задачи классификации. В первом случае для определения наличия асинхронного хода используется модель решающего дерева. Во втором случае функции АЛАР включены в состав представленной в работе многокритериальной защиты линии, основанной на данных СВИ по ее концам.

В [15], напротив, данные СВИ используются для уточнения замеров сопротивлений, что приводит к повышению качества работы автоматики. В [16] и [17] предлагаются подходы к совершенствованию АЛАР, устанавливаемой на генераторе. В первом случае данные СВИ используются для повышения качества работы относительно традиционного подхода к определению асинхронного хода, напоминающего алгоритмы

ЭЦК. Во втором случае для определения асинхронного хода используется наивный байесовский классификатор, обученный на синтезированных данных.

В [18] отмечаются недостатки применения АЛАР на базе устройств СВИ, установленных только по концам защищаемого участка. В частности, работа автоматики станет невозможна при нарушении связи между устройствами или при отказе одного из измерительных комплексов. Для того чтобы использовать преимущества такой схемы АЛАР, в работе предложено повысить безотказность автоматики за счет добавления резервной ступени в виде традиционной АЛАР, работающей по локальным измерениям. При этом наличие векторных измерений позволит актуализировать уставки второй ступени в зависимости от схемы и режима сети.

### 3. Синхронизированные векторные измерения в задаче идентификации и опережающего деления сети

Идентификация деления и адаптивные виды автоматики опережающего деления сети – два направления развития систем противоаварийного управления, которые получили импульс к развитию от распространения СВИ в системообразующих и распределительных сетях. Идентификация деления – задача, решаемая преимущественно для сетей микрогрид, в которых в зависимости от режима (изолированная или параллельная работа с внешней сетью) должен меняться режим управления распределенной генерацией, либо ступенчато ограничиваться внутреннее потребление. В случае, когда изолированная работа распределенной генерации невозможна, при обнаружении отключения от основной сети генераторы отключаются во избежание асинхронного хода. В свою очередь для системы высоких и сверхвысоких классов напряжения анализ данных от распределенных СВИ позволяет в темпе переходного процесса выбрать районы, которые должны быть отделены от основной сети для сохранения в работе генерирующего оборудования электростанций.

Хоть направление и перспективно, публикаций, посвященных применению СВИ для реализации указанных видов управления, не так много. Во многом это связано с тем, что для микрогрид применение векторных измерений не обязательно: связей с системой немного и их режим работы контролируется более простыми способами. Тем не менее в рамках обзора следует обратить внимание на ряд интересных работ.

В исследовании [19] предлагается алгоритм адаптивного опережающего деления сети на основе данных СВИ. Для оценки необходимости деления сети используется показатель тяжести режима по частоте  $FbSI$ . Фактически эта величина характеризует ускорение роторов генераторов системы относительно центра инерции сети, но за период от возникновения до устранения возмущения (например, за время до устранения КЗ). На основании подготовленной базы данных  $FbSI$  о предшествующих режимах по результатам кластеризации выбирается пороговое значение показателя  $FbSI_{sev}$ , при котором сеть должна быть разделена для сохранения в работе генерирующего оборудования. На рис. 1 показаны траектории изменения  $FbSI$  во времени и группировка сценариев по тяжести возмущения в системе.

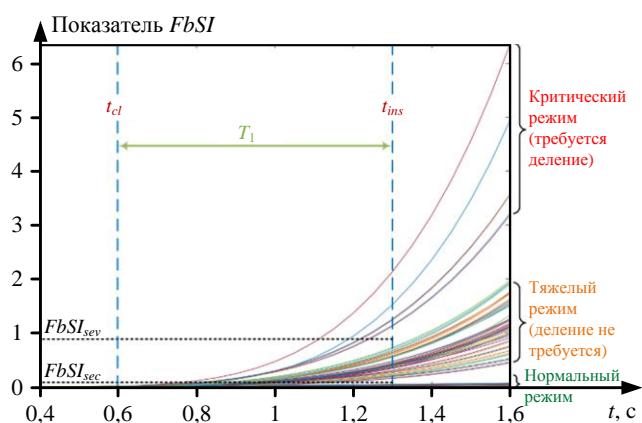


Рис. 1. Траектории изменения  $FbSI$  для различных сценариев в тестовой энергосистеме и пороговое значение показателя для деления сети

Выбор схем деления сети производится двумя путями: с помощью динамической модели энергосистемы и анализа предаварийных параметров режима, с одной стороны, и с помощью кластеризации измерений углов напряжений узлов для выделения взаимно ускоряющихся групп генераторов – с другой. После проверки предлагаемых схем выбирается та из них, которая, с одной стороны, сохраняет устойчивость оборудования сети, с другой – имеет потенциально наименьший небаланс мощности. Проверка решения проводилась на тестовой модели WSCC и на действующей динамической модели энергосистемы Турции. Во всех случаях предложенный вариант деления сети позволил сохранить в работе оборудование системы. В зависимости от метода кластеризации измерений генераторов время вычислений варьировалось в диапазоне от 0,001 до 0,068 секунд. Такое быстроедействие достигается в том числе за счет параллельных вычислений.

Авторы [20] выдвигают гипотезу о том, что отделение сети можно фиксировать по изменению угла между векторами напряжения прямой и обратной последовательности. Таким образом, предлагается установить устройство только в одном узле – на станции отделяемой сети, генераторы которой будут догружаться или разгружаться по результатам оценки режима изолированной части сети. Основным преимуществом такого решения является отсутствие каналов связи и исключение возможности внешних злонамеренных действий для нарушения работы системы. Время, необходимое для идентификации отделения от внешней сети, не превышает 10 мс. При этом для отстройки от коротких замыканий, изменений нагрузки и режима работы компенсации реактивной мощности определяется диапазон углов между векторами, составляющих напряжения, в котором находится угол при отделении сети. Система подаст сигнал на изменение режима работы генераторов только в случае попадания измеренного угла в найденный диапазон.

В работе [21] идентифицируется отделение сети микрогрид, для генераторов которой не предусматривается изолированная работа. Предполагается, что при выявлении режима, в котором система оказывается отделена от внешней сети, её генераторы должны быть отключены во избежание развития аварийной ситуации и возникновения асинхронного хода. Для этого предлагается использовать алгоритм бутстрэп-

агрегирования, который обучается на измерениях, полученных с СВИ, установленных на связях с внешней сетью. Обучающая выборка подобрана таким образом, чтобы все входящие в нее сценарии соответствовали 6-ти условиям работы устройства контроля изолированной работы сети в соответствии со стандартом IEEE 1547–2003: измерение реактивной мощности генерации, короткие замыкания вблизи точки деления сети, набросы нагрузки, сбросы нагрузки, изменения мощности солнечной генерации, низкое качество измерений. По результатам проверки в 100 тестовых сценариях авторы заявляют 100% точность срабатывания при нулевой зоне нечувствительности алгоритма, что, однако, вызывает сомнения. Тем не менее общий подход к решению задачи перспективен и может быть адаптирован для функции изменения режима работы генерирующих устройств, а не их отключения.

Исследование [22] посвящено разработке алгоритма противоаварийной автоматики опережающего деления сети. Центральной частью алгоритма являются две нейронные сети, каждая из которых решает свою задачу. Первая оценивает динамическую устойчивость системы после возмущения по скорости изменения относительных углов каждого из генераторов системы для двух последовательных измерений в течение 5-ти циклов. Вторая, в свою очередь, осуществляет прогнозирование траекторий изменения углов генераторов системы в течение 15–20-ти циклов. Эта сеть сравнивает траектории с подготовленной заранее библиотекой сценариев, решает задачу классификации и указывает, выйдет ли из синхронизма тот или иной генератор за установленный отрезок времени. Для того чтобы определить, какие нужно произвести переключения, используется алгоритм поиска оптимального деления сети. Согласно данному подходу, на первом шаге выполняется группировка узлов по удаленности от генераторов, которые могут выйти из синхронизма; на втором шаге определяются связи между узлами, которые требуется отключить, чтобы минимизировать небаланс и сумму прерываемых потоков мощности. Алгоритм был протестирован на модели New England-39. Точность его работы составила около 98%.

В работах [23] и [24] предлагается использовать данные от СВИ для идентификации отключений элементов системы и изменения её топологии с помощью нейронных сетей. В частности, в первой статье проводится сопоставление двух методик, позволяющих уменьшить размерность пространства признаков от СВИ на входе нейронной сети, а именно – по дивергенции и с помощью нелинейного анализа главных компонент на базе автоассоциативной нейронной сети. Проверка работы алгоритмов проводилась на 14-узловой тестовой модели IEEE. При этом в ходе тестирования рассматривались только единичные отключения линий в системе. Дивергентный подход к сжатию данных обеспечил меньшую ошибку идентификации режимов – 1,7% против 9,5%. Риск ошибки распознавания возрастает в режимах минимальной нагрузки, когда переток по некоторым линиям снижается до околонулевых значений. Предложенная методика сокращения набора входных данных позволила в работе [24] использовать нейронную сеть для анализа тополо-

гии системы, но уже по данным переходного режима от устройств СВИ. Тем не менее и в этой работе авторы не отказываются от исследования только единичных отключений, что ограничивает область применения решения, а также не избавляются от проблемы распознавания отключений слабозагруженных линий и тех, разница фаз напряжений по концам которых минимальна.

В работе [25] предлагается алгоритм оптимального выбора точек размыкания распределительной сети, а также автоматизированного послеаварийного восстановления после нарушения электроснабжения на основе данных от СВИ. Для решения этой задачи анализируется граф сети, выделяются его остовные деревья, выполняется анализ режимов для каждой конфигурации. При аварийном отключении элемента системы выбирается наилучшая схема сети из подготовленного набора с точки зрения режима, исходными данными для которого являются измерения от СВИ.

В сетях микрогрид сдерживающим фактором для развития систем автоматики идентификации деления сети на основе СВИ является их малый масштаб. В большинстве приведенных в обзоре работ предлагаемый алгоритм противоаварийной автоматики реализован для одного выключателя, связывающего малую систему с внешней сетью. Обоснованием для применения СВИ при этом становится не синхронизация измерений, а возможность использования в алгоритмах контроля параллельной работы дополнительных сигналов, таких как, например, фазы напряжений. При этом существует и обратный тренд на развитие систем идентификации изолированной работы строго без СВИ с целью обеспечения кибербезопасности и упрощения принципов работы автоматики.

Применение СВИ для опережающего деления сети может быть более перспективным для случая больших систем и реализации адаптивной делительной автоматики. В таком случае, как это было показано выше, целесообразным становится применение алгоритмов машинного обучения с целью снижения времени принятия решения в условиях развития аварийного сценария. Тем не менее следует отметить специфику данного вида автоматики. Так, реализация именно адаптивного алгоритма деления системы, вероятно, необходима в тех случаях, когда затруднительно выделить потенциально сбалансированные районы заранее. Это возможно, например, при значительной доле ВИЭ в составе генераторов. Кроме того, делительная автоматика действует в ситуациях, когда другие меры по сдерживанию развития аварии исчерпаны. В этих условиях важно протестировать потенциальный алгоритм на реальном сценарии, что в рассмотренных работах не осуществлялось.

Таким образом, целесообразность идентификации деления сети с применением СВИ спорна. Для сетей микрогрид масштаб решаемой задачи зачастую слишком мал. Для объединенных энергосистем, в свою очередь, требуются дополнительные исследования, направленные на проверку алгоритмов ПА в реальных условиях с учетом низкого качества данных, а также оценка последствий ошибочной работы таких систем.

#### 4. СИНХРОНИЗИРОВАННЫЕ ВЕКТОРНЫЕ ИЗМЕРЕНИЯ В ЗАДАЧЕ ИДЕНТИФИКАЦИИ И ДЕМПФИРОВАНИЯ ЭЛЕКТРОМЕХАНИЧЕСКИХ КОЛЕБАНИЙ

Выявление и демпфирование электромеханических колебаний, вероятно, одно из самых подходящих направлений применения СВИ, поскольку собираемые данные позволяют контролировать динамику в районе энергосистемы в целом, наблюдать и выявлять различные колебательные моды, относящиеся как к собственным, так и межсистемным колебаниям.

В [26] предложен подход, решающий задачу определения источника незатухающих низкочастотных колебаний. В отечественной практике аналогичную задачу решает система СМНР, но в отношении только синхронных генераторов. Определение источника колебаний выполняется с помощью обученного классификатора по методу  $k$ -ближайших соседей. Обучающая выборка была сформирована на основе моделирования различных процессов в тестовых системах путем искусственного провоцирования колебаний разными устройствами. Для работы системы предполагается, что каждый генератор оснащен устройством передачи данных СВИ. В работе рассматривалось окно наблюдения продолжительностью 5 секунд при частоте семплирования измерений 25 Гц. Алгоритм показал точность определения источника колебаний выше 96% для случая схемы IEEE-179 узлов, содержащей 29 генераторов. В ситуациях неверного определения источника выявляемый агрегат все равно был электрически близок к реальному источнику, что так или иначе сокращает область поиска.

Логичным продолжением исследований в данном направлении является разработка методов демпфирования электромеханических колебаний, основанных на данных СВИ. В [27] предложен подход к адаптивному выбору параметров PSS, основанный на методах машинного обучения и данных СВИ. В частности, предлагается использовать обученную модель случайного леса для идентификации двух основных колебательных мод. Параметры регулятора в дальнейшем выбираются таким образом, чтобы наиболее эффективно демпфировать именно эти колебательные моды. Выбор модели случайного леса авторы обосновывают тем, что традиционные методы, например Прони или дискретное преобразование Фурье, часто требуют большое окно наблюдения, что увеличивает время реакции, кроме того, они обеспечивают достаточно хорошую точность путем оценивания моделей высокого порядка, что может приводить к нежелательным артефактам в данных. Проверка работы предложенного алгоритма на стандартной четырехмашинной модели Кундура показала хорошие результаты с точки зрения демпфирования. В рамках данного подхода данные СВИ должны обеспечивать наблюдаемость сети и используются для обучения модели идентификации колебательных мод методом обучения с учителем.

Безусловно, данные СВИ являются инструментом не только для выявления источников низкочастотных колебания, но и для их демпфирования. Так, в [28] предложен подход для демпфирования колебаний, основанный на применении агента, обученного методами обучения с подкреплением. При этом предлагается

использовать небольшой по амплитуде сигнал для исследования динамики энергосистемы, а обучение автоматического регулятора возбуждения (АРВ) генератора происходит на основе выявленной динамики.

Наряду с регуляторами возбуждения для демпфирования колебаний могут использоваться и статические компенсаторы реактивной мощности. В [29] рассматривается как раз такой подход. В работе в качестве средства управления рассматривается модель нейронной сети с применением нечеткой логики. А в [30] для демпфирования колебаний и управления режимом работы распределительной сети предлагается использовать не только средства компенсации, но и зарядные станции для электромобилей: опять же в качестве дополнительных источников именно реактивной мощности. В работе также рассматриваются различные сценарии использования предложенного алгоритма, в том числе при разных сценариях оснащения сети устройствами СВИ.

В [31], напротив, показано, что простая синхронизация устройств АРВ позволяет повысить качество демпфирования электромеханических колебаний просто за счет того, что управляющие воздействия и измерения поступают в устройства синхронно в одни и те же моменты времени, то есть устройства АРВ реагируют на систему, находящуюся в одном и том же состоянии. В работе показано, что в отдельных случаях эффект от такой синхронизации может оказаться существенным и сохранить устойчивую работу энергосистемы.

В работе [32] нейронные сети используются для выбора коэффициентов АРВ с целью снижения вычислительных затрат по сравнению с применением методов оптимизации. Параметры определяются для регулятора АРВ-МТ и системного стабилизатора PSS2В. Результаты исследования показывают, что для АРВ-МТ погрешность расчета коэффициентов не превышает 8%. Наличие шума в данных измерений приводит к увеличению погрешности вплоть до 35%. При этом для принятых к рассмотрению схем нейронных сетей включение в обучающую выборку зашумленных данных не приводит к существенному улучшению результатов. Тем не менее следует отметить перспективность данной разработки – нейронная сеть позволяет определять коэффициенты АРВ практически мгновенно и предоставляет возможность корректировать их в темпе переходного процесса.

Наконец, в исследовании [33] предложено три метода оценки участия синхронного генератора в демпфировании низкочастотных колебаний. Все три метода на основании различных наборов данных от СВИ предполагают оценку удельной синхронизирующей мощности генератора – частной производной мощности синхронной машины по её углу нагрузки. В первом случае эта величина оценивается непосредственно для каждого момента времени. По второму методу угол нагрузки рассчитывается по проектным параметрам и заводским характеристикам генератора. В последнем случае при наименьшем разнообразии данных от СВИ используются выражения для второго метода, но параметры считаются постоянными и не зависящими от нагрузки и тока возбуждения. Анализ траектории удельной синхронизирующей мощности позволяет

выполнить оценку качества работы регуляторов. Тем не менее авторы отмечают, что погрешность, вносимая в результат расчета принятыми допущениями, может быть оценена только по результатам натурных экспериментов.

#### 5. СИНХРОНИЗИРОВАННЫЕ ВЕКТОРНЫЕ ИЗМЕРЕНИЯ В ЗАДАЧЕ УПРАВЛЕНИЯ РЕЖИМОМ И АВТОМАТИКЕ ПРЕДОТВРАЩЕНИЯ НАРУШЕНИЯ УСТОЙЧИВОСТИ

Одним из следствий применения СВИ для демпфирования электромеханических колебаний является создание локальных и централизованных систем управления режимом работы энергосистемы и предотвращения нарушения устойчивости. В [34] предложен метод регулирования напряжения в сети с помощью устройств FACTS. Управление основано на идентификации динамической модели энергосистемы по данным СВИ и расчете необходимых управляющих воздействий для поддержания напряжения. В результате удается гораздо эффективнее бороться с просадкой напряжения в случае различных возмущений. А в [35] для управления режимом энергосистемы используются методы обучения с подкреплением.

В работе [36] предложена схема оптимального размещения СВИ и оценки состояния сети, обеспечивающая минимальное время расчета режима при меньшем количестве исходных измерений по сравнению с зарубежными методиками. Ускорение обеспечивается за счет перестановки строк в матрице проводимостей сети для формирования в ней треугольных подматриц. Это позволяет вместо процедуры обращения матрицы выполнять последовательное решение уравнений системы, поскольку в них содержится только одно неизвестное. Проверка алгоритма проводилась на тестовых моделях IEEE14 и IEEE118, а также на схемах польской энергосистемы. В случае IEEE118 для выполнения расчета вместо 32-х, как это показано в прочих работах, требуется установка 28-ми СВИ. Предложенная схема за счет своего быстрого действия может быть применена для расчета необходимого объема управляющих воздействий противоаварийной автоматики. В исследовании [37] также предлагается подход к выбору дозировки управляющих воздействий автоматики и мониторингу устойчивости энергосистемы, но на основе динамического эквивалента. Данный эквивалент идентифицируется по данным от СВИ с помощью модели пространства состояний, вследствие чего получаемая модель эквивалентна линеаризованной по отношению к реальной динамической модели энергосистемы. Методика проверялась на модели трехузловой сети, входными данными для эквивалента были механические мощности турбин, выходными – напряжения в узлах системы.

В работе [38] исследуются результаты работы алгоритма оценки состояния для выбора дозировки управляющих воздействий АПНУ при различных наборах данных измерений. В частности, рассматриваются три случая: оценка состояния по данным телеизмерений, по модулям и фазам напряжений от СВИ, по модулям и фазам напряжений и токов от СВИ. На базе моделей IEEE14 и схеме ОЭС Урала 500–220 кВ показано, что, несмотря на большее быстроедействие, оценка режима по телеизмерениям приводит к ошибке

в оценке объема необходимых управляющих воздействий. Тем не менее в рассматриваемых случаях расчетные коэффициенты напряженности режима сети практически одинаковы, что позволяет проводить оценку состояния по телеизмерениям и только при превышении коэффициента напряженности режима порогового значения проводить повторный расчет по данным от СВИ.

Отдельно следует выделить работы, посвященные определению на основе СВИ объема разгрузки генерации для предотвращения нарушения динамической устойчивости [39–42] в темпе переходного процесса. Иными словами, предлагается использовать данные СВИ для построения автоматики, которая определяет необходимое изменение мощности генерации в узле в период от момента возникновения аварийного режима до возникновения асинхронного режима. Так, в работе [39] предложен алгоритм прогнозирования траекторий угла и скольжения по отдельной передаче, по которым определяется минимально возможная разгрузка в прымающем узле генерации или нагрузки. Исследование [40] также предлагает метод экспресс-оценки параметров электрического режима для последующего использования полученных значений при решении задачи разгрузки турбин генераторов с целью предотвращения нарушения устойчивости. Данный подход основан на аппроксимации сигнала первыми членами ряда Фурье на скользящих окнах с помощью многопараметрической модели. В работе на примере одномашиной модели ЭЭС показано, что предложенная методика позволяет оценивать параметры динамического процесса с задержками от 3 до 5 мс при ошибке в оценке параметра, не превышающей 1%. Полученные результаты используются в работах [41, 42] соответственно для одномашиной и многомашиной систем для реализации противоаварийного управления режимами синхронного генератора. В частности, по результатам оценки параметров режима, идентификации возмущения и послеаварийного режима оценивается добавочная кинетическая энергия ротора генератора, прогнозируется его режим работы и определяется необходимость противоаварийных воздействий: либо импульсная разгрузка турбины, либо в случае неизбежной потери синхронизма – отключение генератора.

#### 6. СИНХРОНИЗИРОВАННЫЕ ВЕКТОРНЫЕ ИЗМЕРЕНИЯ В ЗАДАЧЕ ИДЕНТИФИКАЦИИ И КЛАССИФИКАЦИИ АВАРИЙНЫХ СОБЫТИЙ

В задаче идентификации и классификации событий исходным является набор измерений от СВИ, установленный в разных точках сети, по которому следует определить возникновение в системе аварийной ситуации, место аварии и её источник, тип возмущения. Ответы на эти вопросы позволяют принять своевременные меры для предотвращения развития локальных происшествий в системные аварии. При этом алгоритмы машинного обучения, которые в этом направлении противоаварийного управления играют ключевую роль, позволяют решать поставленную задачу в темпе реального времени. Следует понимать, что быстрые предварительные идентификация и локализация событий необходимы для реализации любого вида адаптивной автоматики.



В отличие от других решаемых с помощью СВИ задач противоаварийного управления, разрабатываемые для классификации событий методики проверяются на реальных измерениях.

В первом исследовании [43] разрабатывается модель для распознавания и классификации событий, которую можно обучить на реальных данных, и выполняется проверка точности её работы в зависимости от подхода, примененного для разметки данных обучающей выборки, а именно быстрой, средней и полной разметки. Анализировались измерения напряжений, токов и частоты в точках западного энергообъединения США за 2016 и 2017 годы с частотой 30 и 60 измерений в секунду. События разделяются на три категории: нормальный режим, КЗ на линии и системное отклонение частоты. Эти три группы, как можно видеть, охватывают большое число видов событий. Такой нестрогой типизации авторы придерживаются, поскольку одной из целей считают проверку возможности детектирования и разделения локальных и системных аварийных событий на основе ограниченного набора данных от СВИ. В работе рассматриваются различные подходы к разметке данных и сравниваются инструменты для классификации: дерево решений (DT), мультиномиальная логистическая регрессия (MLR), нейронная сеть с прямым распространением сигналов (FFNN), одноканальные свёрточные нейронные сети (SC-CNN), многоканальные свёрточные нейронные сети (MC-CNN). Все решения, кроме последних двух, авторы относят к традиционным. Как показали результаты, наибольшая точность оценки – 91,1% – достигается при использовании многоканальной нейронной сети с параллельной фильтрацией в случае полного анализа обучающей выборки на этапе разметки измерений от СВИ. По мере снижения качества обучения снижается и точность работы – 88,4 и 83,3% для быстрой и средней разметки соответственно. Важно отметить, что из традиционных методов лучше всего себя показывает метод опорных векторов, точность результатов которого приемлема и оценивается в 83,7, 79,8 и 77,0% соответственно. При этом данное решение значительно проще в реализации.

В работе [44] того же коллектива авторов реализовано обучение с переносом (LocIT) для идентификации аварийных событий в условиях, когда обучающая выборка невелика, а СВИ распределены по системе. Для построения модели также использовались реальные данные за 2016 и 2017 годы для западной части энергосистемы США. Для проверки результативности реализации предлагаемого метода его эффективность также сравнивалась с другими решениями, в том числе алгоритмами, не требующими обучения, такими как методы *k*-ближайших соседей (kNN) и ближайших изолированных групп (iNNE). Работа помимо демонстрации высокой точности идентификации событий с помощью обучения с переносом (порядка 93%) описывает, как влияют на результаты обучения и идентификации размер окна наблюдения за переходным процессом и объем обучающей выборки. На рис. 2–4 показана ошибка при идентификации событий в зависимости от ширины окна и доли обучающей выборки в общем массиве данных. Здесь помимо результатов для LocIT показаны значения для kNN, метода kNN с подкреплением (SKNNO) и многослойного перцептрона (MLP).

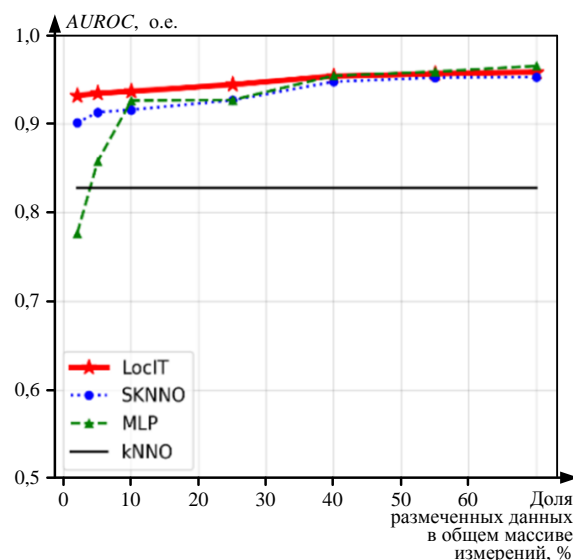


Рис. 2. Ошибка идентификации событий AUROC в зависимости от доли размеченных данных в общей выборке при ширине окна 2 секунды

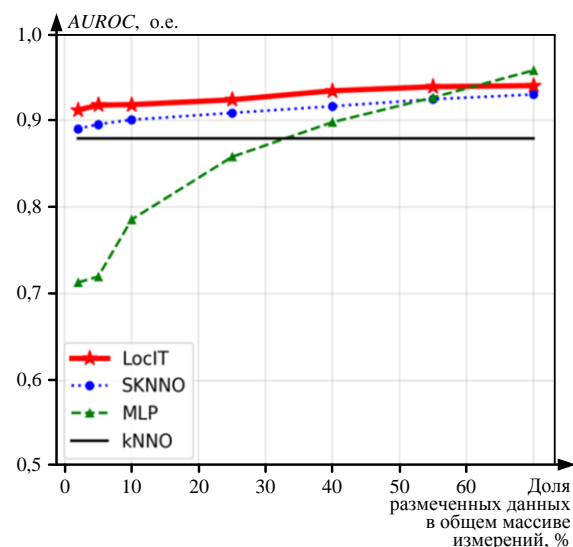


Рис. 3. Ошибка идентификации событий AUROC в зависимости от доли размеченных данных в общей выборке при ширине окна 30 секунд

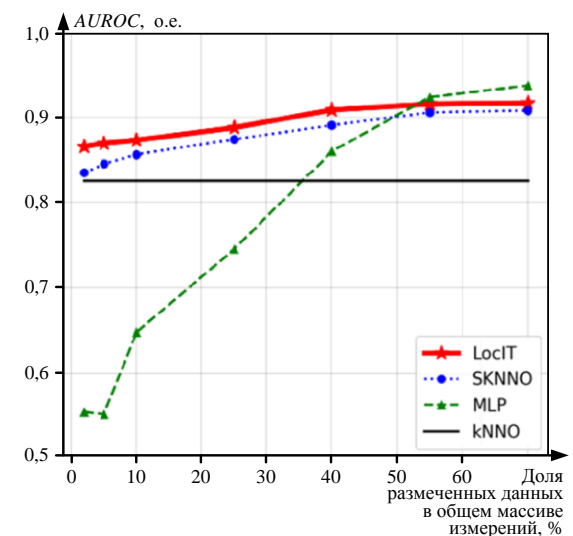


Рис. 4. Ошибка идентификации событий AUROC в зависимости от доли размеченных данных в общей выборке при ширине окна 1 минута

Результаты исследования позволяют сделать вывод о том, что при ограниченном объеме обучающей выборки лучше ограничить ширину окна наблюдения. Также очевидна и эффективность применения в таком случае обучения с переносом.

В работе [45] предлагаются методики выявления и классификации событий в распределительной сети по данным СВИ. В частности, был применен алгоритм машинного обучения SVM, который далее сравнивался с методами kNN и DT. Для разметки данных использовалась реальная информация от электроснабжающих организаций и их экспертные оценки событий: классификатор обучался на данных за 15 дней от двух устройств по концам фидера распределительной сети области Риверсайд. Для обучения использовались измерения тока, напряжения, а также перетоков активной и реактивной мощности. Много внимания в исследовании уделено использованию скользящего окна переменной величины для лучшего улавливания событий в сети. Методика предполагает локализацию области источника возмущения с питающей стороны, со стороны потребителя и между точками установки СВИ. При этом типизация событий производится только для третьего случая и выделяются следующие сценарии: резкие изменения потребления, переключения БСК, и прочие события, к которым относят, например, КЗ. Расчеты показывают, что точность детектирования, локализации и классификации событий для всех алгоритмов оказывается высокой – на уровне 95%, но для метода SVM достигает 100%.

В исследовании [46] предлагается реализация нейронной сети глубокого обучения для идентификации и классификации событий в режиме реального времени. Авторы предлагают методику обработки данных для повышения результативности обучения свёрточных нейронных сетей, а также описывают алгоритм регуляризации для реализации глубокого обучения. Обученная сеть выявляет события и разделяет их на категории: отсутствие возмущений, переключения линий, переключения генераторов и качания генераторов. Работа помимо сложной и эффективной модели машинного обучения представляет интерес экспериментальной частью, в которой тестирование модели производится на двухлетних измерениях частот, мощностей, токов и напряжений от 187 СВИ, установленных в сети восточного энергообъединения США. С учетом низкого качества ряда измерений предложенная методика даёт точность идентификации не меньше 93%. При этом, хотя обучение нейронной сети занимает более трех часов, для выполнения классификации в реальном времени требуется всего 0,085 секунды.

В исследовании [47] предлагается метод классификации событий, связанных с отклонениями частоты с помощью данных СВИ. Авторы рассматривают данную проблему с позиции оператора распределительных сетей, которому для принятия решений в условиях аварийных событий требуется быстро устанавливать источник возмущения. В частности, вопрос состоит в том, вызвано ли изменение частоты внешним возмущением в сети высокого напряжения или его причина – изменение режима работы электроприемников и источников фидеров контролируемой распределительной

сети. В первом случае, как отмечают авторы, возмущение носит широкомасштабный характер и отражается сразу на всех измерениях СВИ, что и служит критерием для разделения событий. Для выявления источника в исследовании используют причинность по Грэйнджеру и фильтр Ходрика-Прескотта. Проверка предложенного решения проводится на базе данных, предоставленных Национальной лабораторией Беркли и Энергоснабжающей компанией Риверсайда, об измерениях с трех фидеров в период с июля по сентябрь 2015 года. Для обработки данных используется методика разряженного кодирования с обучением, а для кластеризации событий применяется метод  $k$ -средних.

Значительное число работ также рассматривает возможность идентификации и классификации событий, но не проверяет работоспособность предлагаемых методик на реальных данных. Результаты в таком случае зависят от способа генерации искусственных измерений и учета низкого качества данных от фактических СВИ, поскольку тестовой моделью служат стандартные энергосистемы.

Исследование [48] посвящено решению задачи классификации коротких замыканий в распределительной сети. Работа отличается большим количеством типов в классификации. В частности, выделяется 34 разновидности событий, среди которых 11 типов замыканий, обрывы с питающей стороны и со стороны нагрузки. В качестве классификаторов событий используются алгоритмы машинного обучения k-NN, SVM, NN и LDA. Их обучение проводится на измерениях СВИ до, после и во время возмущения: токи и их фазы, а также параметры прямой, обратной и нулевой последовательностей. Для формирования обучающей выборки было смоделировано более 26 тысяч различных возмущений в тестовой модели IEEE-123 на классе напряжения 4 кВ. При этом было рассмотрено всего два случая – установка одного или пяти устройств СВИ, а возмущения моделировались только в 8-ми точках сети. В отличие от прочих исследований, использование обученных алгоритмов в среднем дало невысокую точность классификации – на уровне 50%, хотя для отдельных видов КЗ эта характеристика достигает 90%. Наилучшие результаты при этом дали малые нейронные сети и SVM.

В работе [49] предложена сложная структурная модель нейронной сети глубокого обучения, задача которой заключается в поиске и локализации возмущений в электрической сети с последующей их классификацией. Для выявления событий или, как они именуется в работе – аномалий, авторами предлагается использовать автокодировщик. В качестве тестовых данных используется непрерывный поток СВИ. При изменении условий работы модель способна со временем переобучаться и адаптироваться к новым режимам. Проверка модели производилась на тестовых системах IEEE-14, IEEE-68, а также на 9-узловом фрагменте реальной системы с действительными измерениями за 6 часов с частотой 60 точек в секунду. Для синтетических моделей точность детектирования и распознавания событий составила в среднем 97%.

В статье [50] предлагается алгоритм классификации событий для мониторинга в реальном времени



динамической устойчивости системы с помощью СВИ. Авторы предлагают по результатам измерения частоты в отдельных узлах рассчитывать показатель динамической устойчивости генераторных узлов системы CRAS. Данный коэффициент фактически отражает ускорение углов генераторного узла относительно центра инерции системы и для генераторного узла  $k$  рассчитывается по формуле

$$CRAS_k = \sum_{s=1}^S \left| \frac{\omega_k^s - \omega_k^{s-1}}{\Delta t} - \frac{\omega_{COI}^s - \omega_{COI}^{s-1}}{\Delta t} \right|, \quad (1)$$

где  $\omega_k^s$  и  $\omega_k^{s-1}$  – угловые скорости генератора в узле  $k$  соответственно для последовательных измерений  $s$  и  $s-1$ , рад/с;  $\Delta t$  – разница во времени измерений  $s$  и  $s-1$  от СВИ, с;  $\omega_{COI}^s$  и  $\omega_{COI}^{s-1}$  – угловые скорости центра инерции системы соответственно для последовательных измерений  $s$  и  $s-1$ , которые для системы с  $N$  генераторами определяются как

$$\omega_{COI}^s = \frac{\sum_{i=1}^N H_i \omega_i}{\sum_{i=1}^N H_i}, \quad (2)$$

где  $H_i$  – постоянная инерции генератора  $i$ , с;  $\omega_i$  – угловая скорость генератора  $i$ , рад/с.

Соответственно, если CRAS оказывается больше нуля, то в системе фиксируется событие, и, чем это отклонение больше, тем существеннее возмущение в сети. Для распознавания событий и их классификации используется алгоритм случайного леса. Размер скользящего окна для оценки переходного процесса – 18 циклов, а время, необходимое для распознавания события, – 0,35 с. Измеряемыми величинами являются напряжения узлов и их частота. Распознаются при этом 4 вида событий: двойное КЗ с отключением узла, однократное КЗ с отключением линии, отключение нагрузки, отключение генерации. В ходе вычислительного эксперимента в качестве обучающей выборки используются 1456 сценариев для IEEE-39 и 4256 – для IEEE-118. Точность распознавания и классификации событий с помощью предложенной методики достигает 97,95%, что выше, чем для других подходов машинного обучения, с которыми в работе производится сравнение: SVC – 76,71%, MLP – 67,47%, kNN – 77,05%, DT – 93,49%. Следует, тем не менее, отметить, что авторы не выполняют проверку робастности описываемого алгоритма и не рассматривают случаи работы с данными низкого качества или со скользящим окном меньшего размера. По этой причине результаты моделирования можно считать чрезмерно оптимистичными для реальных сценариев.

В работе [51] авторы рассматривают проблему локализации вынужденных колебаний и обработки СВИ для их выявления. Как известно, такие колебания могут быть спровоцированы крупными резкопеременными нагрузками, некорректной настройкой регуляторов возбуждения и PSS, сбоями в работе тепловой части станций и преобразователей возобновляемых источников энергии. Авторы указывают на проблему, связанную с тем, что источник колебаний может быть сильно

удален от места установки СВИ, и в этой связи предлагают методику его локализации в условиях, когда число установленных СВИ в системе ограничено. Для этого предлагается использовать робастный метод главных компонент и с его помощью выполнить декомпозицию матрицы измерений. Предложенная методика использует только данные измерений, не требует наличия динамической модели и может выявлять источники колебаний даже в условиях резонанса. Реализация в реальном времени возможна методом скользящего окна. Проверка работы алгоритма проводилась для тестовых моделей IEEE-68 и WECC-179 и соответственно в 97 и 93% случаев он дал корректный результат. Точность идентификации зависит от ширины скользящего окна  $T_0$ , как это показано на рис. 5. Также на неё оказывает сильное влияние качество данных и вид измеряемого параметра. Так, при попытке выявить колебания только по модулю напряжения результативность применения методики снизится на 10%, при использовании только его фазы – на 50%.

В статье [52] также предлагается двухэтапная методика оценки в реальном времени участия генераторов в колебательных режимах. На первом этапе выполняется распознавание данного вида режимов, на втором – решается задача их кластеризации. В частности, выделяются группы генераторов, колебания которых не затухают либо, наоборот, усиливаются. Для скользящего окна, длину которого авторы предлагают принять равной 0,3 секундам, с помощью метода пучка матриц оценивается преобладающий вид колебаний для каждого генератора. Исходными данными являются измерения относительных углов роторов генераторов от СВИ на станции. На этом же шаге выполняется фильтрация несуществующих режимов, шума и т.д. Далее выполняется кластеризация генераторов по методу  $k$ -средних. При этом категории для генераторов две – самораскачивание/устойчивые колебания и затухающие колебания. Применение кластеризации в данном случае является спорным, поскольку на первом шаге процедуры оценивания качества колебаний роторов генераторов системы относительно друг друга уже дается количественная оценка этой характеристики.

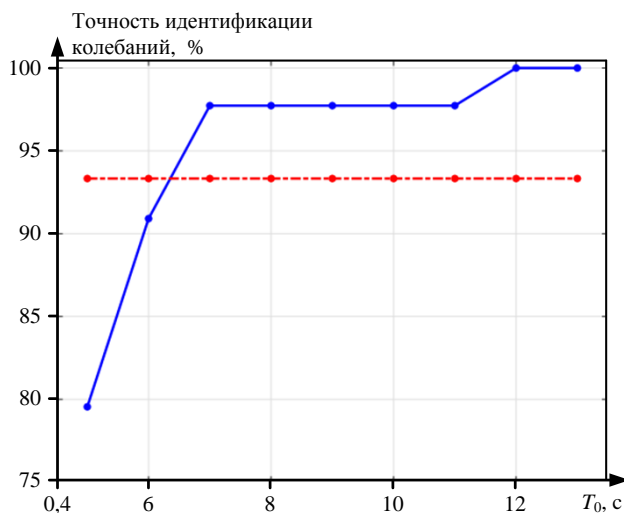


Рис. 5. Точность идентификации колебаний для тестовых систем IEEE-68 (синяя линия) и WECC-179 (красная линия)

В работе [53] предлагается решение по идентификации событий на основе регионального деления системы. Идея заключается в том, чтобы сгруппировать данные от отдельных СВИ по областям энергосистемы и выполнять обучение нейронной сети и кластеризацию не для отдельных точек сети, а по каждой её области отдельно, что должно привести к меньшим вычислительным затратам и позволить использовать методику для принятия решений в реальном времени. Для кластеризации СВИ между зонами энергосистемы используется метод  $k$ -средних. Фактически критерием кластеризации является удаленность точек измерения друг от друга, которую авторы оценивают по разнице измеряемых модулей напряжений между различными точками сети. В качестве измеряемых величин рассматриваются напряжение и частоты, а для выявления признаков событий используется вейвлет-преобразование, метод характеристического эллипса и анализ изображений. Результаты применения первых двух подходов используются в качестве обучающей выборки для SVM, kNN и DT. В последнем случае для анализа изображений обучается свёрточная нейронная сеть. Тестирование методики выявления признаков событий с помощью вейвлет-преобразования при разбиении сети по регионам выполнялось на 68-узловой тестовой модели New England. Выделялось при этом 6 категорий событий: отключение линии, провал напряжения, отключение генерации, отключение нагрузки, короткое замыкание и изменение режима работы средств компенсации реактивной мощности. Точность классификации событий всеми методами оказалась высокой (больше 93%), а для предлагаемого подхода достигла 99,77%. Иными словами, практически во всех сценариях метод дал верный результат и это подчеркивает недостаточное внимание авторов к проверке работоспособности решения при некачественных данных, изменении размера скользящего окна и т.д. и ставит под сомнение полученные результаты.

Если говорить об эффективности группового анализа СВИ, то по данным, представленным в работе, он дает кратное преимущество по времени расчета, хотя и обуславливает дополнительную погрешность. На рис. 6 представлены зависимости времени и погрешности расчета от числа выделенных регионов энергосистемы.

В свою очередь, в статье [54] рассматривается проблема применения алгоритмов машинного обучения для решения задач противоаварийного управления для реальных энергосистем при недостаточности данных для формирования обучающей выборки. Авторы предлагают использовать механизм обучения с переносом и проводить расчеты для двух моделей сети: базовой модели, по которой имеются избыточные данные для обучения, и целевой, имеющей возможно иное число точек установки СВИ. Таким образом, проверяется гипотеза о том, что алгоритм, обученный на тестовой модели, может быть применен для классификации событий в других сетях. При обучении на тестовых моделях рассматриваются события отключения линий и генераторов, короткие замыкания, отключения нагрузки и отказы трансформаторов. В ходе проверки вычислительные эксперименты проводились для моделей IEEE-14, Illinois-200, South Carolina-500. Для этих моделей попарно выполня-

ется обучение с переносом при случайных местах установки СВИ и соотношении их числа для базовой и целевой систем соответственно 8 к 1.

В этих условиях средняя точность классификации событий при использовании предлагаемой методики достигает 81,7%.

В работе [55] выделен набор признаков, по которым на основании данных от СВИ, может быть определен вид события, произошедшего в энергосистеме. В качестве таких событий рассматриваются все разновидности коротких замыканий в зависимости от режима работы нейтрали сети, а также событие изменения уставки регулятора возбуждения генераторов. Тестирование алгоритма на реальных данных от СВИ дало хорошие результаты, но следует обратить внимание на то, что как представляется предложенный алгоритм, построенный на выделенных особенностях отдельных видов аварийных ситуаций. Не позволяет, во-первых, локализовать источник аварийного события, а во-вторых, становится менее эффективен при увеличении масштабов системы. Также не все виды событий могут быть однозначно и безошибочно типизированы. Например, описать с помощью четкой логики разницу между увеличением уставки генератора и вводом в работу системы компенсации реактивной мощности в такой схеме может оказаться затруднительно.

Исследование [56] развивает предложения, изложенные в предшествующей работе и, в частности, предлагает решение по типизации видов коротких замыканий и обрывов в сети. Описан также подход к их локализации по принципу: чем ближе устройство СВИ к точке возмущения, тем в большей мере проявятся признаки этого возмущения и тем больше будет изменение производной частоты по времени. Тем не менее, даже используя такой подход, однозначно локализовать место повреждения затруднительно. Особенно в условиях, когда устройства СВИ установлены не в каждом узле, что более чем типично для данного вида измерений.

Главным трендом в развитии идентификации и классификации событий является применение методов машинного обучения. При этом, несмотря на то, что методы глубокого обучения нейронных сетей в среднем дают лучшие результаты, в ряде работ была показана и эффективность более простых решений, в частности метода SVM. Это важно, поскольку, как отмечалось выше, любая система ПА должна распознать событие прежде, чем реализовывать управляющие воздействия. Интегрирование более простого и надежного вспомогательного алгоритма дает возможность дополнительно снизить трудозатраты и упростить систему в целом без потерь в качестве.

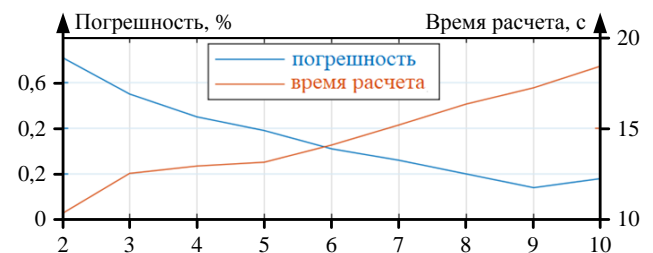


Рис. 6. Точность классификации событий в зависимости от числа групп СВИ или зон энергосистемы

Следует обратить внимание на существенное влияние на результаты происхождения обучающей и тестовой выборки при проверке работоспособности алгоритмов. Обзор статей показал, что в среднем работа с синтетическими данными приводит к более высокой точности работы средств идентификации и классификации. Соответственно, можно говорить о завышении оценок и необходимости верификации на реальных данных.

Среди методов машинного обучения следует выделить обучение с переносом. Этот инструмент позволяет при ограниченной величине обучающей выборки обеспечить высокую точность распознавания.

Таким образом, при разработке решений, направленных на идентификацию и классификацию событий в реальном времени, следует: учитывать фактор некачественных измерений, из-за чего точность работы систем может резко снижаться; проверять работу алгоритмов на реальных измерениях; не усложнять алгоритмы и обращаться в первую очередь к простым и отработанным решениям – таким, как метод SVM; при малой обучающей выборке применять обучение с переносом и уменьшать ширину скользящего окна при оценке переходного процесса в энергосистеме.

Применение данных СВИ для улучшения алгоритмов противоаварийного управления является одним из наиболее перспективных и активно исследуемых направлений. В первую очередь это связано с тем, что данные СВИ предоставляют более комплексное понимание о протекающих в энергосистеме процессах, в результате чего становится возможным принимать более взвешенные и в определенном смысле оптимальные решения с точки зрения преодоления аварийных событий.

В то же время собранные или синтезированные данные СВИ являются прекрасным полем для экспериментов по применению методов машинного обучения для управления энергосистемой. С одной стороны, такие методы имеют теоретическую возможность к выделению неочевидных зависимостей в имеющихся данных, соответственно, такие системы теоретически способны работать более эффективно, чем существующие, основанные на традиционных строгих подходах. С другой стороны, СВИ позволяют собирать данные о состоянии энергорайона в целом, где выделить какие-то объективные характеристики может оказаться не так просто, а методы машинного обучения в силу своей природы смогут это сделать.

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Несмотря на то, что во многих статьях получен положительный результат, подавляющее большинство работ основано на синтетических данных СВИ, полученных в ходе математического моделирования. В целом внутри теории машинного обучения задача переноса обучения является одной из наиболее актуальных на сегодняшний день. Вследствие чего нельзя однозначно предсказать качество работы предлагаемых систем при их применении на практике с использованием реальных данных. Единственное направление, для которого опубликованы результаты, основанные на реальных данных, – задача классификации событий.

Соответственно, дальнейшее развитие систем противоаварийного управления должно быть направлено на применение методов на реальных или приближенных к ним данных. При этом интерес к разного рода системам управления отвечает особенностям работы магистральных и распределительных сетей. Перенос собранную на основе обзора информацию в отечественные реалии, можно сделать вывод, что задача анализа и демпфирования колебаний представляет наибольший интерес. Такой вывод можно сделать на основе активной деятельности Системного Оператора по развитию и внедрению систем мониторинга переходных процессов и работы системных регуляторов.

На основе представленного обзора литературы и информации о деятельности АО «СО ЕЭС» можно выделить два основных ограничения для активного внедрения технологий СВИ в функции противоаварийной автоматики. Первое ограничение заключается в малом количестве существующих устройств СВИ, установленных на объектах ЕЭС России. Многие работы предполагают наличие избыточности измерений для выполнения анализа и решения заявленных задач.

В работах, посвященных анализу переходных процессов, предполагается, что устройства СВИ размещены на всех генерирующих узлах внутри рассматриваемого энергорайона. Соответственно, активное внедрение алгоритмов управления на основе СВИ станет возможным лишь после более широкого распространения данных устройств.

Второе ограничение в большей степени относится к методам, основанным на технологиях машинного обучения, и связано с субъективным недоверием к такого рода подходам. В самом деле, поскольку зачастую обученные модели оказываются трудноинтерпретируемыми, то нельзя однозначно предсказать, какое решение будет принято в той или иной ситуации и по какой именно причине. Это обуславливает существующий скепсис, что может быть разрешено применением более жестких требований и критериев на этапе внедрения.

***Представленные результаты являются итогом работ по теме «Разработка интеллектуальных алгоритмов управления энергосистемой на основе синхронизированных векторных измерений» в рамках комплексного проекта «Разработка систем управления энергосистемой с применением интеллектуальных алгоритмов и СМПП».***

#### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Мокеев А.В. Повышение надежности и эффективности работы энергосистем на основе технологии синхронизированных векторных измерений // Электричество. 2018. №3. С. 4-10. doi: 10.24160/0013-5380-2018-3-4-10.
2. Применение технологии синхронизированных векторных измерений для управления, защиты и автоматики / А.В. Мокеев, В.Н. Бовыкин, Е.И. Хромцов, А.В. Миклашевич, А.И. Попов, А.В. Родионов, Д.Н. Ульянов // Релейщик. 2019. № 3(35). С. 32-37.
3. Климова Т.Г., Максимов Б.К. Устройства синхронизированных векторных измерений: характеристики, тестирование и использование // Релейщик. 2018. № 2(32). С. 32-39.
4. Климова Т.Г., Ревакин В.А. Возможность применения устройств синхронизированных векторных измерителей в распределительных сетях // Электроэнергия. Передача и распределение. 2020. № 6(63). С. 110-115.

5. Dusabimana E., Yoon S-G. A Survey on the Micro-Phasor Measurement Unit in Distribution Networks // *Electronics*. 2020. 9(2). 305. doi: 10.3390/electronics9020305
6. Boussadia F., Belkhiat S. A new adaptive underfrequency load shedding scheme to improve frequency stability in electric power system // *Journal Européen des Systèmes Automatisés*. 2021. Vol. 54(2). Pp. 263-271. doi: 10.18280/jesa.540208
7. A frequency control technique based on decision tree concept by managing thermostatically controllable loads at smart grids / M.M. Eissa, A.A. Ali, K. Abdel-Latif, A.F. Al-Kady // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2019. Vol. 108. Pp. 40-51. doi: 10.1016/j.ijepes.2018.12.037
8. An Adaptive Wide-Area Load Shedding Incorporating Power System Real-Time Limitations / T. Shekari, A. Gholami, F. Aminifar, M. Sanaye-Pasand // *IEEE Systems Journal*. 2018. Vol. 12(1). Pp. 759-767. doi: 10.1109/JSYST.2016.2535170
9. Hong Q. A New Load Shedding Scheme with Consideration of Distributed Energy Resources' Active Power Ramping Capability // *IEEE Transactions on Power Systems*. 2022. Vol. 37(1). Pp. 81-93. doi: 10.1109/TPWRS.2021.3090268
10. Zhu Q. A Deep End-to-End Model for Transient Stability Assessment with PMU Data // *IEEE Access*. 2018. Vol. 6. Pp. 65474-65487. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2872796
11. Zhang Y., Zhang S., Wang J. A power system out-of-step splitting control system based on wide area information and an on-line searching scheme of optimal splitting section // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2021. Vol. 126. 106587. doi: 10.1016/j.ijepes.2020.106587
12. Zhang S., Zhang Y. A Novel Out-of-Step Splitting Protection Based on the Wide Area Information // *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2017. 8(1). Pp. 41-51. doi: 10.1109/TSG.2016.2593908
13. Aghamohammadi M., Abedi M. DT based intelligent predictor for out of step condition of generator by using PMU data // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2018. Vol. 99. Pp. 95-106. doi: 10.1016/j.ijepes.2018.01.001
14. Ivankovi I., Kuzle I., Holjevac N. Wide Area Information-Based Transmission System Centralized Out-of-Step Protection Scheme // *Energies*. 2017. 10(5). 633. doi: 10.3390/en10050633
15. Online Detection of Out-of-Step Condition Using PMU-Determined System Impedances / M. Tealane, J. Kilter, M. Popov, O. Bagleybter, D. Klaar // *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. Pp. 14807-14818. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3149103
16. Desai J.P., Makwana V.H. Phasor Measurement Unit Incorporated Adaptive Out-of-step Protection of Synchronous Generator // *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*. 2021. Vol. 9(5). Pp. 1032-1042. doi: 10.35833/MPCE.2020.000277
17. Zare H., Alinejad-Beromi Y., Yaghobi H. Intelligent prediction of out-of-step condition on synchronous generators because of transient instability crisis // *International Transactions on Electrical Energy Systems*. 2018. Vol. 29(1). 2686. doi: 10.1002/etep.2686
18. Елкин С.В., Колобородов Е.Н., Климова Т.Г. Применение СВИ для определение параметров АЛАР // *Релейная защита и автоматизация*. 2019. № 2 (35). С. 28-31.
19. Mahdi M., Genc V.M.I. A Real-Time Self-Healing Methodology Using Model- and Measurement-Based Islanding Algorithms // *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2019. Vol. 10(2). Pp. 1195-1204. doi: 10.1109/TSG.2017.2760698
20. Shukla A., Dutta S., Sadhu P.K. An island detection approach by  $\mu$ -PMU with reduced chances of cyber-attack // *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*. 2021. Vol. 126(A). 106599. doi: 10.1016/j.ijepes.2020.106599
21. Chatterjee S., Roy B. Bagged tree based anti-islanding scheme for multi-DG microgrids // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2021. Vol. 12. Pp. 2273-2284. doi: 10.1007/s12652-020-02324-0
22. PMU Measurement-Based Intelligent Strategy for Power System Controlled Islanding / Y. Tang, F. Li, C. Zheng, Q. Wang, Y. Wu // *Energies*. 2018. 11(1). 143. doi: 10.3390/en11010143
23. Готман Н.Э., Шумилова Г.П., Старцева Т.Б. Идентификация топологии электрической сети на основе искусственных нейронных сетей с использованием векторных измерений // *Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики: актуальные проблемы надежности систем энергетики: сб. докл. Междунар. науч. семинара им. Ю.Н. Руденко*. Минск: Белорусский национальный технический университет, 2015. С. 251-257.
24. Готман Н.Э., Шумилова Г.П. Нейросетевой метод определения топологии электрической сети в переходных режимах // *Известия РАН. Энергетика*. 2021. №1. С. 92-100. doi: 10.31857/S0002331021010076
25. Разработка алгоритмов системы управления конфигурацией распределительных электрических сетей сельскохозяйственного назначения / В.Ю. Вуколов, А.Л. Куликов, И.Ф. Трапезников, М.В. Шарыгин // *Вестник НГИ-ЭИ*. 2017. № 12(79). С. 64-77.
26. Time Series Classification for Locating Forced Oscillation Sources / Y. Meng, Z. Yu, N. Lu, D. Shi // *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2021. Vol. 12(2). Pp. 1712-1721. doi: 10.1109/TSG.2020.3028188
27. AI-Based Damping of Electromechanical Oscillations by Using Grid-Connected Converter / G. Baltas, N.-B. Lai, A. Tarraso, L. Marin, F. Blaabjerg, P. Rodriguez // *Frontiers in Energy Research*. 2021. Vol. 9. 598436. doi: 10.3389/fenrg.2021.598436
28. Scalable Designs for Reinforcement Learning-Based Wide-Area Damping Control / S. Mukherjee, A. Chakraborty, H. Bai, A. Darvishi, B. Fardanesh // *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2021. Vol. 12(3). Pp. 2389-2401. doi: 10.1109/TSG.2021.3050419
29. Abdulrahman I., Radman G. Wide-Area-Based Adaptive Neuro-Fuzzy SVC Controller for Damping Interarea Oscillations // *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*. 2018. Vol. 41(3). Pp. 133-144. doi: 10.1109/CJECE.2018.2868754
30. Coordinated Optimal Volt/Var Control for Distribution Networks via D-PMUs and EV Chargers by Exploiting the Eigensystem Realization / G.E. Mejia-Ruiz, R. Cárdenas-Javier, M.R.A. Paternina, J.R. Rodríguez-Rodríguez, J.M. Ramirez, A. Zamora-Mendez // *IEEE Transactions on Smart Grid*. 2021. Vol. 12(3). Pp. 2425-2438. doi: 10.1109/TSG.2021.3050443
31. Compatible Decentralized Control of AVR and PSS for Improving Power System Stability / H. Liu, J. Su, Y. Yang, Z. Qin, C. Li // *IEEE Systems Journal*. 2021. Vol. 15(2). Pp 2410-2419. doi: 10.1109/JSYST.2020.3001429.
32. Николаева О.О., Климова Т.Г. Применение нейронных сетей и алгоритмов оптимизации для определения параметров АРВ синхронного генератора // *Релейщик*. 2020. № 2(37). С. 16-23.
33. Оценка участия синхронного генератора в демпфировании низкочастотных колебаний по данным синхронизированных векторных измерений / А.С. Бердин, А.С. Герасимов, Ю.П. Захаров, П.Ю. Коваленко, А.Н. Мойсейченков // *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Энергетика*. 2013. № 2(13). С. 62-68.
34. Pierrou G., Wang X. An Online Network Model-Free Wide-Area Voltage Control Method Using PMUs // *IEEE Transactions on Power Systems*. 2021. Vol. 36(5). Pp. 4672-4682. doi: 10.1109/TPWRS.2021.3058642
35. Adaptive Power System Emergency Control Using Deep Reinforcement Learning / Q. Huang, R. Huang, W. Hao, J. Tan,

- R. Fan, Z. Huang // IEEE Transactions on Smart Grid. 2020. Vol. 11(2). Pp. 1171-1182. doi: 10.1109/TSG.2019.2933191
36. Бартоломей П.И., Семененко С.И. Совершенствования алгоритма противоаварийной автоматики ЭЭС на основе векторных измерений // Эффективное и качественное снабжение и использование электроэнергии: сб. докл. 4-й междунар. науч.-практ. конф. в рамках выставки «Энергосбережение. Отопление. Вентиляция. Водоснабжение». Екатеринбург: Изд-во УМЦ УПИ, 2015. С. 38-41.
  37. Чусовитин П.В., Паздерин А.В. Мониторинг устойчивости энергосистемы на основе динамического эквивалента, определенного по векторным измерениям // Электричество. 2013. № 2. С. 2-10.
  38. Бачева Н.Л., Фоос Ю.А. Повышение точности расчета объемов управляющих воздействий в централизованной системе противоаварийной автоматики при оценивании состояния энергосистем // Вестник Чувашского университета. 2021. № 3. С. 5-20. doi: 10.47026/1810-1909-2021-3-5-20
  39. Апросин К.И., Хохрин А.А., Иванов Ю.В. Оценка дозировки управляющих воздействий автоматики предотвращения нарушения устойчивости на базе синхронизированных векторных измерений // Релейщик. 2021. № 3(41). С. 26-31. doi: 10.18503/2311-8318-2021-4(53)-4-12
  40. Сенюк М.Д., Дмитриева А.А., Дмитриев С.А. Исследование характеристик метода экспресс-оценки параметров электрического режима в стационарных и динамических процессах // Электротехнические системы и комплексы. 2021. №4(53). С. 4-12. doi: 10.18503/2311-8318-2022-2(55)-4-9
  41. Сенюк М.Д., Дмитриева А.А. Аprobация алгоритма анализа динамической устойчивости и противоаварийного управления режимом синхронного генератора на многомашиной модели энергосистемы // Электротехнические системы и комплексы. 2022. № 1(54). С. 46-53. doi: 10.18503/2311-8318-2022-1(54)-46-53
  42. Развитие алгоритма автоматической разгрузки энергоблока при близких коротких замыканиях на основе синхронизированных векторных измерений / А.С. Бердин, А.А. Лисицын, А.Н. Мойсейченков, М.Д. Сенюк // Известия НТЦ единой энергетической системы. 2021. №2(85). С. 76-89.
  43. Hierarchical Convolutional Neural Networks for Event Classification on PMU Measurements / M. Pavlovski, M. Alqudah, T. Dokic, A.A. Hai, M. Kezunovic, Z. Obradovic // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. 2021. Vol. 70. 2514813. doi: 10.1109/TIM.2021.3115583
  44. Transfer Learning for Event Detection From PMU Measurements With Scarce Labels / A.A. Hai, T. Dokic, M. Pavlovski, T. Mohamed, D. Saranovic, M. Alqudah, M. Kezunovic, Z. Obradovic // IEEE Access. 2021. Vol. 9. Pp. 127420-127432. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3111727
  45. Situational Awareness in Distribution Grid Using Micro-PMU Data: A Machine Learning Approach / A. Shahsavari, M. Farajollahi, E.M. Stewart, E. Cortez, H. Mohsenian-Rad // IEEE Transactions on Smart Grid. 2019. Vol. 10(6). Pp. 6167-6177. doi: 10.1109/TSG.2019.2898676
  46. Shi J., Foggo B., Yu N. Power System Event Identification Based on Deep Neural Network with Information Loading // IEEE Transactions on Power Systems. 2021. Vol. 36(6). Pp. 5622-5632. doi: 10.1109/TPWRS.2021.3080279
  47. Duan N., Stewart E.M. Frequency Event Categorization in Power Distribution Systems Using Micro PMU Measurements // IEEE Transactions on Smart Grid. 2020. Vol. 11(4). Pp. 3043-3053. doi: 10.1109/TSG.2020.2967641
  48. Fault Classification in Power Distribution Systems using PMU Data and Machine Learning / F.L. Grando, A.E. Lazzaretti, M. Moreto, H.S. Lopes // 20th International Conference on Intelligent System Application to Power Systems (ISAP). 2019. 19532831. doi: 10.1109/ISAP48318.2019.9065966
  49. Anomaly Detection, Localization and Classification Using Drifting Synchrophasor Data Streams / A. Ahmed, K.S. Sajan, A. Srivastava, Y. Wu // IEEE Transactions on Smart Grid. 2021. Vol. 12(4). Pp. 3570-3580. doi: 10.1109/TSG.2021.3054375
  50. Shrivastava D., Siddiqui S., Verma K. A new synchronized data-driven-based comprehensive approach to enhance real-time situational awareness of power system // International Transactions on Electrical Energy Systems. 2021. Vol. 31(5). 12887. doi: 10.1002/2050-7038.12887
  51. A Synchrophasor Data-Driven Method for Forced Oscillation Localization Under Resonance Conditions / T. Huang, N.M. Freris, P.R. Kumar, L. Xie // IEEE Transactions on Power Systems. 2020. Vol. 35(5). Pp. 3927-3939. doi: 10.1109/TPWRS.2020.2982267
  52. Measurement Based Method for Online Characterization of Generator Dynamic Behaviour in Systems With Renewable Generation / P.N. Papadopoulos, T.A. Papadopoulos, A.I. Chrysochos, J.V. Milanović // IEEE Transactions on Power Systems. 2018. Vol. 33(6). Pp. 6466-6475. doi: 10.1109/TPWRS.2018.2830817
  53. Kim D.-I., Wang L., Shin Y.-J. Data Driven Method for Event Classification via Regional Segmentation of Power Systems // IEEE Access. 2020. Vol. 8. Pp. 48195-48204. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978518
  54. Li H., Ma Z., Weng Y. A Transfer Learning Framework for Power System Event Identification // IEEE Trans. on Power Systems. 2022. 9721668. doi: 10.1109/TPWRS.2022.3153445
  55. Лебедев А.А., Климова Т.Г., Дубинин Д.М. Идентификация аварийных ситуаций в электроэнергетической системе по данным УСВИ // Релейщик. 2019. № 1(33). С. 10-16.
  56. Елизарова А.С., Запасова И.С., Климова Т.Г. Идентификация аварийных ситуаций и ненормальных режимов по данным устройств синхронизированных векторных измерений // Релейщик. 2019. № 3(35). С. 44-51.

Поступила в редакцию 16 мая 2022 г.

## INFORMATION IN ENGLISH

### REVIEW OF MACHINE LEARNING BASED ON PMU APPLICATION IN TERMS OF POWER SYSTEM EMERGENCY CONTROL

Valeriy A. Tashchilin

Ph.D. (Engineering), Leading Engineer, Associate Professor, Department of Automated Electrical Systems, Ural Power Engineering Institute, Ural Federal University, Yekaterinburg, Russia, v.a.tashchilin@urfu.ru, <https://orcid.org/0000-0001-8763-3705>

Pavel Yu. Gubin

Postgraduate Student, Teaching Assistant, Department of Automated Electrical Systems, Ural Power Engineering Institute, Ural Federal University, Yekaterinburg, Russia, my@gubinpy.ru, <https://orcid.org/0000-0002-3736-652X>



Mikhail M. Shakirov

Master's Degree Student, Department of Automated Electrical Systems, Ural Power Engineering Institute, Ural Federal University, Yekaterinburg, Russia, m.m.shakirov@inbox.ru, <https://orcid.org/0000-0002-8192-8112>

Wide penetration of phasor measurement systems in electrical power industry provides new opportunities in terms of bulk power systems control as well as distribution and microgrids. Possible applications of PMU are not limited to the state estimation problem and cover problems of transient conditions analysis. This fact lays the basis for further development of remedial action schemes, which use not only local measurements from an installation point, but also global ones, covering a part of a system or even the system totally. This review observes the existing approaches to integration of PMU to the following emergency control schemes and problems: automatic frequency load shedding, out-of-step conditions liquidation automation, islanding control, controlled emergency islanding automation, state and stability control schemes, identification and damping of electromechanical oscillations, identification, failure state classification and system conditions. It is shown that significant attention is being paid to different machine learning algorithms. There are two primary barriers to further development of remedial action schemes based on PMU. Firstly, it is assumed that there is information redundancy from measurement units. This does not completely correspond to the existing situation, because the number of installed units is still relatively small. Secondly, widely proposed machine learning algorithms still find very limited or almost no application in power system control because of general subjective attitude and difficulties connected with training process and lack of real PMU data for testing algorithms proposed. In particular, as it is shown in this work, real PMU data was used to implement and analyze the effectiveness of identification and classification of failure states procedure only.

**Keywords:** phasor measurement system, emergency control, automatic frequency load shedding, out-of-step conditions, liquidation automation, stability control scheme, machine learning, artificial neural networks.

#### REFERENCES

- Mokeyev A.V. PMU-based improvement of the reliability and efficiency of power systems. *Elektrichestvo* [Electricity], 2018, no. 4, pp. 4–10. doi: 10.24160/0013-5380-2018-3-4-10 (In Russian)
- Mokeyev A.V., Bovykin V.N., Khromtsov E.I., Miklashevich A.V., Popov A.I., Rodionov A.V., Ulyanov D.N. Application of synchronized vector measurement technology for control, protection and automation. *Releyshchik* [Protection engineer], 2019, no. 3, pp. 32–37. (In Russian)
- Klimova T.G., Maksimov B.K. PMU devices: characteristics, testing and application. *Releyshchik* [Protection engineer], 2018, no. 2, pp. 32–39. (In Russian)
- Klimova T.G., Revyakin V.A. Possible directions for application of PMU devices in distribution grids. *Elektroenergiya. Peredacha i raspredelenie* [Electric power. Transmission and distribution], 2020, no. 6, pp. 110–115. (In Russian)
- Dusabimana E, Yoon S-G. A Survey on the Micro-Phasor Measurement Unit in Distribution Networks. *Electronics*. 2020. No. 9(2). 305. doi: 10.3390/electronics9020305
- Boussadia, F., Belkhat, S. A new adaptive underfrequency load shedding scheme to improve frequency stability in electric power system. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*. 2021, vol. 54(2), pp. 263-271. doi: 10.18280/jesa.540208
- Eissa M.M., Ali A.A., Abdel-Latif K., Al-Kady A.F. A frequency control technique based on decision tree concept by managing thermostatically controllable loads at smart grids. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2019, vol. 108, pp. 40–51. doi: 10.1016/j.ijepes.2018.12.037
- Shekari T., Gholami A., Aminifar F., Sanaye-Pasand M. An Adaptive Wide-Area Load Shedding Incorporating Power System Real-Time Limitations. *IEEE Systems Journal*. 2018, vol. 12(1), pp. 759–767. doi: 10.1109/JSYST.2016.2535170
- Hong Q. A New Load Shedding Scheme with Consideration of Distributed Energy Resources' Active Power Ramping Capability. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2022, vol. 37(1), pp. 81–93. doi: 10.1109/TPWRS.2021.3090268
- Zhu Q. A Deep End-to-End Model for Transient Stability Assessment with PMU Data. *IEEE Access*, 2018, vol. 6, pp. 65474–65487. doi: 10.1109/ACCESS.2018.2872796
- Zhang Y., Zhang S., Wang J. A power system out-of-step splitting control system based on wide area information and an on-line searching scheme of optimal splitting section // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, vol. 126, pp. 106587. doi:10.1016/j.ijepes.2020.106587
- Zhang S., Zhang Y. A Novel Out-of-Step Splitting Protection Based on the Wide Area Information. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, vol. 8, iss. 1, pp. 41–51. doi: 10.1109/TSG.2016.2593908
- Aghamohammadi M., Abedi M. DT based intelligent predictor for out of step condition of generator by using PMU data. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2018. Vol. 99. Pp. 95–106. doi: 10.1016/j.ijepes.2018.01.001
- Ivankovi I., Kuzle I., Holjevac N. Wide Area Information-Based Transmission System Centralized Out-of-Step Protection Scheme. *Energies*, 2017, vol. 10(5), pp. 1–28. doi: 10.3390/en10050633
- Tealane M., Kilter J., Popov M., Bagleybter O., Klaar D. Online Detection of Out-of-Step Condition Using PMU-Determined System Impedances. *IEEE Access*, 2022, vol. 10, pp. 14807–14818. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3149103
- Desai J.P., Makwana V.H. Phasor Measurement Unit Incorporated Adaptive Out-of-step Protection of Synchronous Generator. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2021, vol. 9(5), pp. 1032–1042. doi: 10.35833/MPCE.2020.000277
- Zare H., Alinejad-Beromi Y., Yaghoobi H. Intelligent prediction of out-of-step condition on synchronous generators because of transient instability crisis. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 2018, vol. 29, p. 2686. doi: 10.1002/etep.2686
- Elkin S.V., Koloborodov E.N., Klimova T.G. PMU data application to choose out-of-step control system settings. *Releyshchik i avtomatizatsiya* [Relay protection and automation], 2019, no. 2(35), pp. 28-31. (In Russian)
- Mahdi M., Genc V.M.I.A Real-Time Self-Healing Methodology Using Model- and Measurement-Based Islanding Algorithms. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, vol. 10(2), pp. 1195-1204. doi: 10.1109/TSG.2017.2760698
- Shukla A., Dutta S., Sadhu P.K. An island detection approach by  $\mu$ -PMU with reduced chances of cyber-attack. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2021, vol. 126(A), p. 106599. doi: 10.1016/j.ijepes.2020.106599
- Chatterjee S., Roy B. Bagged tree based anti-islanding scheme for multi-DG microgrids. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021, vol. 12, pp. 2273-2284. doi: 10.1007/s12652-020-02324-0
- Tang Y., Li F., Zheng C., Wang Q., Wu Y. PMU Measurement-Based Intelligent Strategy for Power System Controlled Islanding. *Energies*, 2018, vol. 11, p. 143. doi: 10.1007/s12652-020-02324-0. doi: 10.3390/en11010143
- Gotman N.E., Shumilova G.P., Startseva T.B. PMU-based identification of the topology of an electrical network based on artificial neural networks using vector measurements. *Metodicheskie voprosy issledovaniya nadezhnosti bolshikh*



- sistem energetiki: aktualnye problemy nadezhnosti sistem energetiki: sbornik dokladov Mezhdunarodnyy nauchnyy seminar im. Yu.N. Rudenko* [Methodological Issues of Researching the Reliability of Large Energy Systems: Actual Problems of Reliability of Energy Systems. Collection of Papers International Scientific Seminar named after V.I. Yu.N. Rudenko]. Minsk, Belarusian National Technical University Publ., 2015, pp. 251–257. (In Russian)
24. Gotman N.E., Shumilova G.P. Neural network method for determining the topology of an electrical network in transient conditions. *Izvestiya RAN. Energetika* [Proceedings of the Russian Academy of Sciences. Energy], 2021, no. 1, pp. 92–100. doi: 10.31857/S0002331021010076 (In Russian)
  25. Vukolov V.Yu., Kulikov A.L., Trapeznikov I.F., Sharygin M.V. Development of algorithms for the configuration management system of distribution electrical networks for agricultural purposes. *Vestnik NGIEI* [Bulletin of NGIEI], 2017, no. 12, pp. 64–77. (In Russian)
  26. Meng Y., Yu Z., Lu N., Shi D. Time Series Classification for Locating Forced Oscillation Sources. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, vol. 12(2), pp. 1712–1721. doi: 10.1109/TSG.2020.3028188
  27. Baltas G., Lai N.-B., Tarraso A., Marin L., Blaabjerg F., Rodriguez P. AI-Based Damping of Electromechanical Oscillations by Using Grid-Connected Converter. *Frontiers in Energy Research*, 2021, vol. 9, p. 598436. doi: 10.3389/fenrg.2021.598436
  28. Mukherjee S., Chakraborty A., Bai H., Darvishi A., Fardanesh B. Scalable Designs for Reinforcement Learning-Based Wide-Area Damping Control. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, vol. 12(3), pp. 2389–2401. doi: 10.1109/TSG.2021.3050419
  29. Abdulrahman I., Radman G. Wide-Area-Based Adaptive Neuro-Fuzzy SVC Controller for Damping Interarea Oscillations. *Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2018, vol. 41(3), pp. 133–144. doi: 10.1109/CJECE.2018.2868754
  30. Mejia-Ruiz G.E., Cárdenas-Javier R., Paternina M.R.A., Rodríguez-Rodríguez J.R., Ramirez J.M., Zamora-Mendez A. Coordinated Optimal Volt/Var Control for Distribution Networks via D-PMUs and EV Chargers by Exploiting the Eigensystem Realization. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, vol. 12(3), pp. 2425–2438. doi: 10.1109/TSG.2021.3050443
  31. Liu H., Su J., Yang Y., Qin Z., Li C. Compatible Decentralized Control of AVR and PSS for Improving Power System Stability. *IEEE Systems Journal*, 2021, vol. 15(2), pp. 2410–2419. doi: 10.1109/JSYST.2020.3001429
  32. Nikolaeva O.O., Klimova T.G. Identification of synchronous generator AVR parameters using neural networks and optimization algorithms. *Releyshchik* [Protection engineer], 2020, no. 2, pp. 16–23. (In Russian)
  33. Berdin A.S., Gerasimov A.S., Zakharov Yu.P., Kovalenko P.Yu., Moiseychev A.N. PMU-based evaluation of the participation of a synchronous generator in the damping of low-frequency oscillations. *Vestnik Yuzhno-Uralskogo Gosudarstvennogo Universiteta. Energetika* [Bulletin of the South Ural State University. Series “Power Engineering”], 2013, no. 2, pp. 62–68. (In Russian)
  34. Pierrou G., Wang X. An Online Network Model-Free Wide-Area Voltage Control Method Using PMUs. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, vol. 36(5), pp. 4672–4682. doi: 10.1109/TPWRS.2021.3058642
  35. Huang Q., Huang R., Hao W., Tan J., Fan R., Huang Z. Adaptive Power System Emergency Control Using Deep Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, vol. 11, iss. 2, pp. 1171–1182. doi: 10.1109/TSG.2019.2933191
  36. Bartolomey P.I., Semenenko S.I. Development of remedial action schemes algorithms based on PMU data. *Effektivnoe i kachestvennoe snabzhenie i ispolzovanie elektroenergii: sbornik dokladov 4-y mezhunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii v ramkakh vystavki «Energoberezhnie. Otoplenie. Ventilyatsiya. Vodosnabzhenie»* [Materials of the 4<sup>th</sup> international conference “Effective high-quality electrical energy supply and distribution”]. Yekaterinburg, UMTs UPI Publ., 2015, pp. 38–41. (In Russian)
  37. Chusovitin P.V., Pazderin A.V. Power system stability monitoring based on dynamic equivalent determined from PMU data. *Elektrichestvo* [Electricity], 2013, no. 2, pp. 2–10. (In Russian)
  38. Batseva N.L., Focs Y.A. Increasing the accuracy of state estimation control actions determination in a centralized system of emergency automation. *Vestnik Chuvashskogo Universiteta* [Bulletin of the Chuvash University], 2021, no. 3, pp. 5–20. doi: 10.47026/1810-1909-2021-3-5-20 (In Russian)
  39. Aprosina K.I., Khokhrin A.A., Ivanov Y.V. PMU based estimation of control actions needed to avoid loss of stability in power system. *Releyshchik* [Protection engineer], 2021, no. 3, pp. 26–31. doi: 10.18503/2311-8318-2021-4(53)-4-12 (In Russian)
  40. Senyuk M.D., Dmitrieva A.A., Dmitriev S.A. Investigation of the characteristics of the method for express assessment of the parameters of the power system state in stationary and dynamic processes. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekсы* [Electrotechnical Systems and Complexes], 2021, no. 4, pp. 4–12. doi: 10.18503/2311-8318-2022-2(55)-4-9 (In Russian)
  41. Senyuk M.D., Dmitrieva A.A. Approbation of the algorithm for transient stability analysis and emergency control of the mode of a synchronous generator on a multi-machine model of a power system. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekсы* [Electrotechnical Systems and Complexes], 2022, no. 1, pp. 46–53. doi: 10.18503/2311-8318-2022-1(54)-46-53 (In Russian)
  42. Berdin A.S., Lisitsyn A.A., Moiseychev A.N., Senyuk M.D. Development of an PMU-based algorithm for automatic unloading of a power unit in case of close short circuits. *Izvestiya NTTs edinoy energeticheskoy sistemy* [Proceedings of the Scientific and Technical Center of the Unified Energy System], 2021, no. 2, pp. 76–89. (In Russian)
  43. Pavlovski M., Alqudah M., Dokic T., Hai A.A., Kezunovic M., Obradovic Z. Hierarchical Convolutional Neural Networks for Event Classification on PMU Measurements. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, vol. 70, Pp. 1–13. doi: 10.1109/TIM.2021.3115583
  44. Hai A.A., Dokic T., Pavlovski M., Mohamed T., Saranovic D., Alqudah M., Kezunovic M., Obradovic Z. Transfer Learning for Event Detection From PMU Measurements With Scarce Labels. *IEEE Access*, 2021, vol. 9, pp. 127420–127432. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3111727
  45. Shahsavari A., Farajollahi M., Stewart E.M., Cortez E., Mohsenian-Rad H. Situational Awareness in Distribution Grid Using Micro-PMU Data: A Machine Learning Approach. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, vol. 10(6), pp. 6167–6177. doi: 10.1109/TSG.2019.2898676
  46. Shi J., Foggo B., Yu N. Power System Event Identification Based on Deep Neural Network with Information Loading. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, vol. 36(6), pp. 5622–5632. doi: 10.1109/TPWRS.2021.3080279
  47. Duan N., Stewart E.M. Frequency Event Categorization in Power Distribution Systems Using Micro PMU Measurements// *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, vol. 11(4), pp. 3043–3053. doi: 10.1109/TSG.2020.2967641
  48. Grando F.L., Lazzaretti A.E., Moreto M., Lopes H.S. Fault Classification in Power Distribution Systems using PMU Data and Machine Learning. 20<sup>th</sup> International Conference on Intelligent System Application to Power Systems (ISAP). IEEE, 2019, pp. 1–6. doi: 10.1109/ISAP48318.2019.9065966
  49. Ahmed A., Sajan K.S., Srivastava A., Wu Y. Anomaly Detection, Localization and Classification Using Drifting Synchronous Data Streams. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2021, vol. 12(4), pp. 3570–3580. doi: 10.1109/TSG.2021.3054375
  50. Shrivastava D., Siddiqui S., Verma K. A new synchronized

- data-driven-based comprehensive approach to enhance real-time situational awareness of power system. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 2021, vol. 31, p. 12887. doi: 10.1002/2050-7038.12887
51. Huang T., Freris N.M., Kumar P.R., Xie L. A Synchronphasor Data-Driven Method for Forced Oscillation Localization Under Resonance Conditions. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2020, vol. 35(5), pp. 3927-3939. doi: 10.1109/TPWRS.2020.2982267
52. Papadopoulos P. N., Papadopoulos T.A., Chrysochos A.I., Milanović J.V. Measurement Based Method for Online Characterization of Generator Dynamic Behaviour in Systems with Renewable Generation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, vol. 33(6), pp. 6466-6475. doi: 10.1109/TPWRS.2018.2830817
53. Kim D.-I., Wang L., Shin Y.-J. Data Driven Method for Event Classification via Regional Segmentation of Power Systems. *IEEE Access*, 2020, vol. 8, pp. 48195–48204. doi: 10.1109/ACCESS.2020.2978518
54. Li H., Ma Z., Weng Y. A Transfer Learning Framework for Power System Event Identification. *IEEE Trans. on Power Systems*, 2022, p. 9721668. doi: 10.1109/TPWRS.2022.3153445
55. Lebedev A.A., Klimova T.G., Dubinin D.M. PMU-based identification of emergency situations in the electric power system according to the PMU data. *Releystshchik* [Protection engineer], 2019, no.1, pp. 10–16. (In Russian)
56. Elizarova A.S., Zapasova I.S., Klimova T.G. PMU-based identification of emergency situations and abnormal modes. *Releystshchik* [Protection engineer], 2019, no. 3, pp. 44–51. (In Russian)

---

Тащилин В.А., Губин П.Ю., Шакиров М.М. Направления применения синхронизированных векторных измерений в задачах противоаварийного управления энергосистемами на основе методов машинного обучения // *Электротехнические системы и комплексы*. 2022. № 3(56). С. 12-27. [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-3\(56\)-12-27](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-3(56)-12-27)

Tashchilin V.A., Gubin P.Yu., Shakirov M.M. Review of Machine Learning Based on PMU Application in Terms of Power System Emergency Control. *Elektrotekhnicheskie sistemy i komplekсы* [Electrotechnical Systems and Complexes], 2022, no. 3(56), pp. 12-27. (In Russian). [https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-3\(56\)-12-27](https://doi.org/10.18503/2311-8318-2022-3(56)-12-27)

---