

Обнаружение некорректных данных при управлении интеллектуальной энергосистемой методами динамического оценивания состояния

ГЛАЗУНОВА А.М., КОЛОСОК И.Н., СЪЕМЩИКОВ Е.С.

Обнаружение плохих данных в исходной информации о состоянии электроэнергетической системы является одной из наиболее актуальных проблем при решении задачи оценивания состояния. Представлен метод обнаружения плохих данных, который основан на анализе ретроспективной и прогнозной информации о параметрах режима. Под ретроспективной информацией понимаются значения измерений и оценок, взятых из предыдущего среза. Прогнозная информация получается в результате динамического оценивания состояния, базирующегося на расширенном фильтре Калмана. Предложенный метод показывает удовлетворительные результаты при проверке измерений в случае с низкой информационной избыточностью.

Ключевые слова: энергосистема, режим, управление, информация о параметрах, оценивание состояния

Поддержка действий диспетчерского персонала при оперативном и противоаварийном управлении режимами интеллектуальной энергосистемы (ИЭС) осуществляется техническими и программными средствами на основе расчетной модели реального времени электроэнергетической системы (ЭЭС).

Для формирования расчетной модели текущего режима ЭЭС используются методы оценивания состояния (ОС). Оценивание состояния — важнейшая процедура, обеспечивающая задачи диспетчерского управления ЭЭС надежной и качественной информацией [1]. В концепции ИЭС много внимания уделено задаче ОС и развитию методов ее решения в соответствии с требованиями функционирования и управления ИЭС.

Результатом ОС является расчет установившегося режима (текущего состояния) ЭЭС на основе измерений параметров режима и данных о состоянии топологии схемы. В качестве исходной информации при ОС до недавнего времени в основном использовались телеизмерения (ТИ) и телесигналы (ТС), получаемые от системы SCADA.

Оценивание состояния режима энергосистемы по одному срезу телеинформации выполняется с помощью алгоритмов статического ОС. Наличие нескольких срезов позволяет использовать алгоритмы динамического ОС [2, 3].

Задача ОС дает корректное решение только при отсутствии в ТИ грубых ошибок, которые в телеизмерениях и другой исходной информации являются источником искажения расчетного режима, полученного в результате ОС, что может привести к неправильным решениям при управлении ЭЭС и развитию серьезных аварий. Поэтому обнаружение

грубых ошибок в измерениях (далее ОПД — обнаружение «плохих данных»), подавление их влияния на оценки параметров режима ЭЭС являются наиболее актуальными проблемами при решении задачи ОС [4]. В режиме реального времени предпочтение отдается алгоритмам априорного ОПД [4–6 и др.], позволяющим выявить и устранить ошибочные измерения до расчета оценок параметров режима.

Для надежного обнаружения плохих данных и получения режима, адекватно отражающего текущее состояние ЭЭС, необходима достаточно высокая избыточность измерений. При ОС ЭЭС с низкой избыточностью измерений возникает проблема достоверизации критических измерений и критических групп, определение которых впервые было дано в [7]. Грубые ошибки в критических измерениях и критических группах не могут быть обнаружены методами анализа плохих данных [2], используемыми при статическом ОС, что приводит к искажению расчетного режима.

Для повышения качества результатов и ускорения получения решений задачи ОС, работающей в темпе процесса, алгоритмы статического ОС дополняются алгоритмами динамического ОС. Учет динамики изменения состояния ЭЭС придает алгоритмам ОС существенно новые свойства — возможность работать в условиях недостаточной информации, большую устойчивость к сбоям и помехам, способность к адаптации и прогнозированию. При динамическом ОС появляется больше возможностей для обнаружения грубых и систематических ошибок в ТИ, а также идентификации характеристик используемых моделей, в частности, диспер-

сий измерений [2, 4]. Первые постановки динамического ОС появились практически одновременно со статическими постановками [8].

Обеспечивающие задачу ОС телеинформацией SCADA-системы рассчитаны на прием и обработку телеинформации с интервалом один раз в несколько секунд, а сами системы телемеханики допускают задержки в доставке информации до нескольких десятков секунд. Это являлось серьезным препятствием при реализации простых алгоритмов динамического ОС, требовало использования сложных моделей.

В начале 2000-х годов в ЭЭС развитых стран началось создание широкомасштабных измерительных систем WAMS (Wide-Area Measurement Systems), в России – СМПП (Система мониторинга переходных режимов). Полученные от WAMS с помощью устройств PMU синхронизированные измерения комплексных величин напряжений и токов, поступающие с высокой частотой (20 мс), позволяют существенно улучшить результаты статического ОС [9], а также открывают новые возможности в разработке и применении на практике алгоритмов динамического ОС.

В статье рассмотрены вопросы применения методов динамического ОС для проверки достоверности измерений в областях с низкой информационной избыточностью, содержащих критические измерения и критические группы.

Современное состояние проблемы. В настоящее время разработано много методов ОПД, основанных на анализе:

балансовых соотношений [4–6] ;

инноваций [10–12];

остатков оценивания [10, 13];

ретроспективной информации об одном и том же параметре режима [14, 15];

корреляции между измерениями [14, 16].

Методы, основанные на анализе балансовых соотношений, являются наиболее надежными методами обнаружения ошибочных измерений и используются в основном в статическом оценивании состояния. При наличии числа измерений, достаточного для составления балансов мощностей в узлах, связях, по контуру [4], либо проверочных соотношений [5, 6] ошибочные измерения могут быть обнаружены при наличии только одного среза измерений. Методы, использующие инновации, ретроспективную информацию, требуют большое число срезов. Основным преимуществом таких методов является их робастность в условиях низкой избыточности измерений. Существуют методы ОПД, в которых ошибки выявляются в результате анализа двух и более величин, например, анализи-

руются одновременно инновации и остатки оценивания [10].

Под инновацией v понимается разность между измерением \bar{y} и прогнозом этого измерения \tilde{y} :

$$v = \bar{y} - \tilde{y}. \quad (1)$$

Вектор v представляет собой белый шум с нулевым матожиданием и ковариационной матрицей N :

$$N = R + H M H^T, \quad (2)$$

где M – ковариационная матрица ошибок прогнозирования; R – ковариационная матрица ошибок измерений; H – матрица Якоби.

В [3, 10] задача обнаружения ошибочных измерений решается в результате анализа нормализованных инноваций:

$$v_N = |v| / \sigma_N, \quad (3)$$

где $\sigma_N = \sqrt{N}$.

С помощью неравенства

$$v_N < d_N, \quad (4)$$

где d_N – порог для нормализованных инноваций, проверяются измерения на наличие в них ошибок.

При выполнении неравенства (4) полученные данные рассматриваются достоверными и используются при ОС.

В [10] вместе с анализом инноваций (4) выполняется анализ нормализованных остатков

$$r_N = \frac{r}{\sigma_E} \leq d_E, \quad (5)$$

где r – разность между измерением и оценкой $\sigma_E = \sqrt{E}$; $E = R - H R H^T$ $P = H R^{-1} H^T$ – ковариационная матрица ошибок оценивания компонент вектора состояния.

В [10] выполняется интегрированная диагностика измерений на предмет наличия аномалий. В результате анализа комбинации априорных (3) и апостериорных (5) флагов можно обнаружить три вида аномалий: грубая ошибка в измерении, эффект размазывания грубой ошибки, внезапное изменение текущего режима. Схема анализа ситуации с последующим определением качества измерения следующая:

при отсутствии инноваций, превышающих порог d_N , все измерения объявляются достоверными;

при наличии нескольких инноваций, вышедших за пределы, и при отсутствии остатков, превосходящих пределы, диагностируется внезапное изменение режима;

нарушение (3) и (5) одновременно для нескольких измерений говорит об отсутствии эффекта размазывания, и все подозрительные измерения рассматриваются ошибочными;

наличие одной инновации, нарушившей порог, и нескольких остатков, вышедших за пределы, свидетельствует об эффекте размазывания, и ошибочным объявляется измерение, для которого значение инновации выше порога.

В [11] грубая ошибка определяется в результате анализа выражения

$$|v_{WNi}| > v_{WN \max}, \quad (6)$$

где $v_{WNi} = v_{Wi} / \sigma_{WM}$ — нормализованные взвешенные инновации;

$$\sigma_{WM} = \sqrt{(1/m) \sum_{i=1}^m v_{Wi}^2}; \quad (7)$$

$v_{Wi} = v_i / \sigma_i$ — взвешенные инновации; $v_{WN \max}$ — некоторый порог (в [11] $v_{WN \max} = 3,5$); m — число измерений.

При нарушении (6) измерение рассматривается ошибочным.

В [12] решается задача априорного обнаружения ошибочных измерений при решении линейного ОС. Процесс обнаружения плохих данных встроено между задачами прогнозирования и оценивания, решаемыми на базе фильтра Калмана. В [12] предложен алгоритм, состоящий из четырех основных шагов (рис. 1).

На первом шаге анализируются все инновации. На втором шаге при наличии больших инноваций выполняется диагностика причины этой ситуации — ошибка в измерении или изменение режима. Распознавание между изменением режима и наличием ошибки в измерении осуществляется по принципу: при изменении режима параметры соседних узлов также изменяются. Для этого формируется матрица смежности узлов и позиций РМУ.

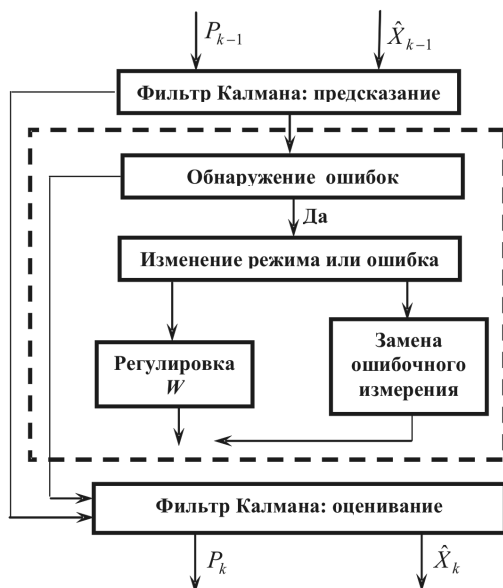


Рис. 1. Схема алгоритма

При проверке инноваций каждому измерению от РМУ присваивается индекс о статусе инновации (превышен порог или нет). Признаком изменения режима является нарушение порога инновации всех соседних измерений. В случае идентификации ошибки алгоритм переходит на третий шаг (замена ошибочного измерения), где ошибочное измерение заменяется предсказанным. В случае внезапного изменения режима алгоритм переходит на четвертый шаг — регулирование матрицы ковариации шума модели (W).

В [14] для поиска грубых ошибок, возникающих на этапе привязки каналов к элементам электрической схемы, предлагается использовать механизм фильтрации, в основу которого положен анализ соответствия друг другу взаимосвязанных измерений в одном временном срезе и анализе статистик измерений на временном интервале. В [14] такие фильтры называются статическим и динамическим соответственно. Даны краткие характеристики четырех статическим и пяти динамическим фильтрам.

Методы, основанные на анализе только инноваций, имеют высокую вероятность ошибочного заключения о качестве измерения из-за некорректного прогноза. Методы ОПД, подвергающие разбору результаты анализа инноваций и остатков, не являются априорными. Методы, использующие ретроспективную информацию, полученную за некоторый интервал времени, могут выработать ошибочное заключение о качестве измерения вследствие изменения режима на рассматриваемом интервале.

В статье предлагается метод распознавания грубых ошибок в измерениях, основанный на анализе ретроспективной и прогнозной информации. Глубина ретроспективной информации равна одному шагу, и случай изменения режима распознается по прогнозной информации, вычисленной в процессе работы динамического оценивания состояния (ДиОС). С помощью предложенного метода задача ОПД может быть решена в условиях низкой информационной избыточности.

Общие сведения о динамическом оценивании состояния. Динамическим оцениванием состояния [3, 10, 17, 18] называется расчет установившегося режима на основе информации, полученной от измерительных приборов с учетом взаимодействия между параметрами режима во времени. В данном случае ДиОС выполняется на базе расширенного фильтра Калмана [19].

Вектор измерений, поступающий в диспетчерский пункт от датчиков SCADA-системы и РМУ:

$$\bar{y} = (U_i, \delta_i, P_i, Q_i, P_{ij}, Q_{ij}), \quad (8)$$

где U_i, δ_i – модули и фазы узловых напряжений; P_i, Q_i – инъекции активной и реактивной мощности в узлах; P_{ij}, Q_{ij} – потоки мощности в трансформаторах и линиях.

Математическая модель динамической линейной системы с дискретным временем, в которой учитываются случайные возмущения входного воздействия и случайные ошибки измерений, имеет вид:

$$x_{k+1} = \Phi_k x_k + \xi_{\Phi k}; \tag{9}$$

$$\bar{y}_k = y(x_k) + \xi_{y k}, \tag{10}$$

где x_k – вектор состояния системы в k -й момент времени; Φ_k – матрица перехода из k -го состояния в $(k+1)$ -е; \bar{y}_k – вектор измерений; $\xi_{\Phi k}$ – шум модели; $\xi_{y k}$ – ошибка измерений; k – номер среза.

Целевая функция в ДиОС представляет собой критерий наименьших взвешенных квадратов и записывается следующим образом:

$$J(x) = (\bar{y} - y(x))^T R_y^{-1} (\bar{y} - y(x)) + (\tilde{x} - x)^T M^{-1} (\tilde{x} - x), \tag{11}$$

где $x = (U, \delta)$ – вектор состояния (набор параметров режима, по которым однозначно вычисляются все остальные параметры режима); R_y^{-1} – весовые коэффициенты измерений; \tilde{x} – прогнозы компонент вектора состояния; M – ковариационная матрица ошибок прогноза; H – матрица Якоби.

Процесс прогнозирования измеряемых компонент вектора состояния рассматривается как динамическое ОС при допущении, что дисперсия измерительной информации намного больше дисперсии ошибки прогнозирования. Это допущение трактуется как отсутствие измерительной информации. До поступления очередного среза измерений выполняется оценивание состояния предстоящего среза по прогнозным данным, где в качестве весовых коэффициентов прогнозных данных используется матрица, обратная ковариационной матрице ошибок прогноза M_{k-1} . Прогнозы вычисляются по последнему оцененному вектору состояния на базе модели (9). Точность оценок вектора состояния определяется ковариационной матрицей P_k .

Прогнозы вычисляются по формуле

$$\tilde{x}_{k+1} = \Phi_k \hat{x}_k + \Delta \tilde{x}_k = \Phi_k \hat{x}_k + P_k M_{k+1}^{-1} (\tilde{x}_k - \bar{x}_k), \tag{12}$$

где \hat{x}_k – оценка вектора состояния.

Формула для вычисления ковариационной матрицы выводится в процессе формирования расширенного фильтра Калмана с использованием уравнений (9), (10):

$$M_{k+1} = \Phi_k P_k \Phi_k^T + W_k, \tag{13}$$

где W_k – ковариационная матрица шума модели динамики.

Элементы матрицы Φ вычисляются заранее по ретроспективной информации. В [17, 20] для вычисления матрицы перехода используется экспоненциальное сглаживание Хольта. В данном случае матрица Φ формируется по следующему алгоритму.

1. Ретроспективная информация о векторе состояния разбивается на несколько частей. Обычно каждая часть представляет собой определенное число измерений модуля и фазы напряжений, полученных в течение суток. Вся ретроспективная информация представляется в виде массива размерности $[K \times m1 \times G]$, где K – число измерений за сутки (число срезов за сутки); $m1$ – число измеряемых компонент вектора состояния; G – число точек для анализируемого момента времени (число рассматриваемых суток). Эта матрица показана на рис. 2,а.

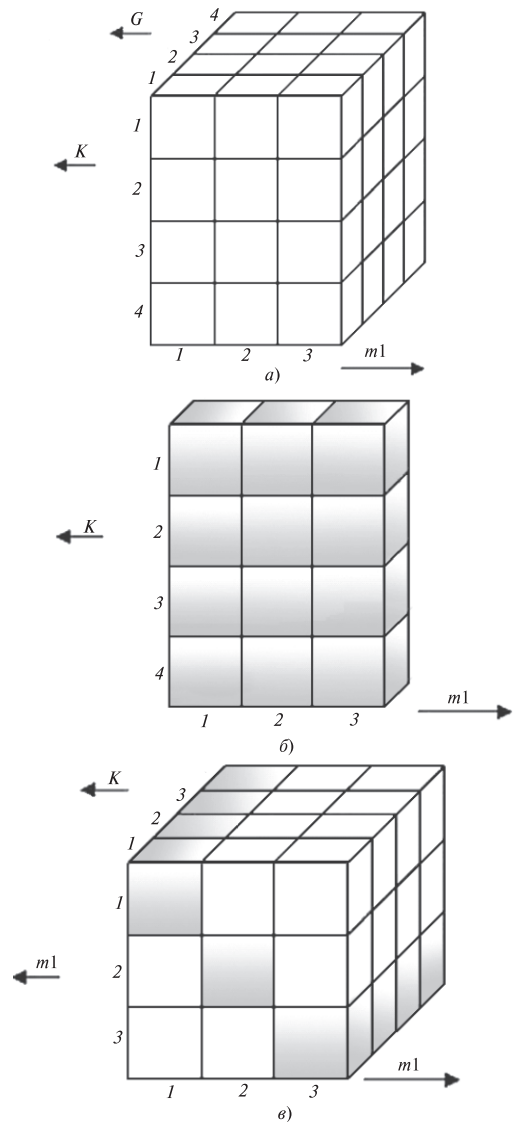


Рис. 2. Вид матрицы перехода: а – первоначальный вариант; б – промежуточный; в – окончательный

2. Определяются особые точки для каждой компоненты вектора состояния – номера срезов, на которых происходит изменение режима, – по формуле

$$|\bar{x}_{i(k+1)} - \bar{x}_{i(k)}| < d, \quad d_i = \gamma \sqrt{2\sigma_i^2}, \quad (14)$$

где σ_i^2 – диагональный элемент матрицы R_y ; γ – квантиль распределения $N(0,1)$, определяется заданной вероятностью ошибки первого рода α (при $\gamma=3$ измерение с вероятностью 0,997 считается ошибочным в случае нарушения порога).

Выполнение условия (14) означает, что при переходе ЭЭС из состояния k в состояние $k+1$ изменение режима не произошло и элемент f_{jki} матрицы Φ равен единице, где j – момент времени, когда выполнялось измерение напряжения; i – компонента вектора состояния.

3. Заполнение массива Φ для среза $k+1$ в соответствии с правилом:

$$f_{jki} = 1, \text{ при выполнении условия (14);}$$

$$f_{jki} = \bar{x}_{i(k+1)} / \bar{x}_{i(k)} \text{ — при невыполнении (14).}$$

4. Преобразование матрицы Φ размерности $[K \times ml \times G]$ в матрицу Φ размерности $[K \times ml]$ (рис. 2,б). Каждый элемент матрицы Φ вычисляется по формуле

$$f_{ki} = \frac{1}{G} \sum_{j=1}^G f_{jki}.$$

5. Каждая строка матрицы Φ преобразуется в диагональную матрицу Φ размерностью $[ml \times ml \times K]$ (рис. 2,в).

Разработанный метод обнаружения грубых ошибок в измерениях основан на анализе ретроспективной и прогнозной информации о параметрах режима. В качестве ретроспективной информации используются измерения или оценки, полученные на предыдущем срезе. Значение прогноза вычисляется с помощью ДиОС.

Проверка ретроспективной информации осуществляется в соответствии с условиями:

$$|\bar{y}_{i(k)} - \bar{y}_{i(k-1)}| \neq 0; \quad (15)$$

$$|\bar{y}_{i(k)} - \bar{y}_{i(k-1)}| < d_i; \quad (16)$$

$$|\bar{y}_{i(k)} - \hat{y}_{i(k-1)}| < \hat{d}_i. \quad (17)$$

Изменение режима условиями (16), (17) будет интерпретироваться как наличие ошибки в измерении. Для устранения этого недостатка формируется дополнительное условие, состоящее из инновации, которое учитывает прогнозную информацию и дает корректный ответ в случае изменения режима:

$$|\bar{y}_{i(k)} - \tilde{y}_{i(k)}| < \tilde{d}_i. \quad (18)$$

В (15)–(18): $\bar{y}_{i(k)}$ – i -е измерение на срезе k ; $\tilde{y}_{i(k)}$ – прогноз i -го измерения на срезе k ; $\bar{y}_{i(k-1)}$ – i -е измерение на $k-1$ срезе; $\hat{y}_{i(k-1)}$ – оценка i -го измерения на срезе $k-1$; $d_i, \hat{d}_i, \tilde{d}_i$ – пороги, вычисляемые по формулам:

$$d_i = \gamma \sqrt{\sigma_{y(i)}^2}, \quad \tilde{d}_i = \gamma \sqrt{\sigma_i^2 + \sigma_{N_i}^2}, \quad \hat{d}_i = \gamma \sqrt{\sigma_i^2 + Y_i},$$

где $2\sigma_{y(i)}^2$ – дисперсия i -го измерения; $\sigma_{N_i}^2$ – диагональный элемент матрицы \tilde{N} ; Y_i – диагональный элемент матрицы Y : $Y = HPH^T$, $\tilde{N} = H\tilde{M}H^T$.

Условия (15)–(18) могут обрабатываться параллельно. В результате анализа неравенств формируется трехзначный код ошибки – XYZ , где первый элемент (X) сигнализирует о выполнении «1» или невыполнении «0» равенства (15); Y и Z , соответственно, (16) или (17) и (18). В зависимости от значения трехзначного кода все измерения делятся на достоверные ($XYZ==100$), ошибочные ($XYZ==011$) и сомнительные. Для сомнительных измерений код ошибки принимает значение, равное любому сочетанию, когда хотя бы одно из условий (15)–(18) не выполняется ($XYZ==110$ или 101 или 011 и т.д.).

В случае неудачной работы методов ОПД возможны ошибки первого и второго рода [4, 21].

1. *Ошибки первого рода* проявляются в ситуациях, когда в результате работы метода истинное измерение отмечается ошибочным и исключается из вычислений. Такие ошибки не являются губительными с точки зрения качества результатов ОС, но они ухудшают наблюдаемость или даже приводят к ее потере.

2. *Ошибки второго рода* проявляются в результате некорректной работы методов достоверизации, когда искаженные измерения не были выявлены. В результате вычисляется режим, отдаленный от действительного, и чем больше значение ошибки, тем хуже получится результат.

Проведены исследования, направленные на минимизацию ошибок 1-го и 2-го рода, появляющихся при решении задачи ОПД для схем с различной избыточностью измерений.

Результаты исследований. Апробация метода была проведена на 7- и 33-узловых схемах. Семиузловая схема (рис. 3) содержит две трансформаторные связи (линии 1-2 и 3-4), два компенсирующих устройства (в узлах 2 и 3); транзитный узел (3), линии различной длины, кольцо (узлы 5-6-7). В данной схеме измеряются 24 параметра режима.

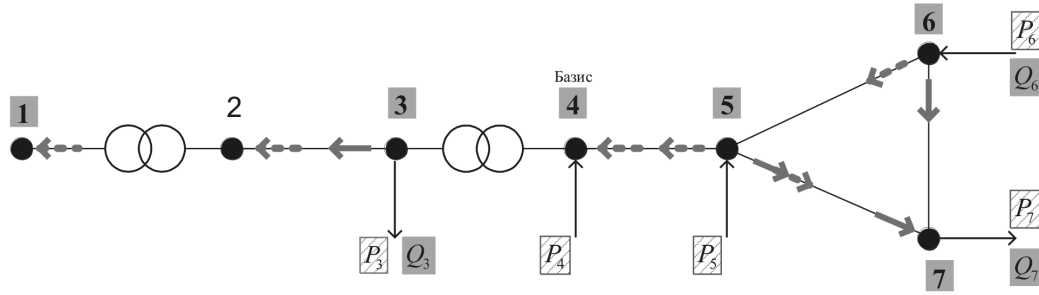


Рис. 3. Семиузловая тестовая схема: ■ – реактивная модель; □ – активная модель

При исследовании было проведено 24 измерения, из них 11 – активной модели, 13 – реактивной модели; наблюдаемость обеспечена. Число измерений с низкой избыточностью для P_{2-3} (активная модель) равно 1; то же для U_1, Q_7, Q_{2-3} (реактивная модель) равно 3; число критических измерений для P_{1-2} (активная модель) равно 1, то же для U_1 (реактивная модель) – 1. Под критическими измерениями понимаются измерения, удаление которых приводит к потере наблюдаемости узла. К измерениям с низкой избыточностью относятся измерения, которые входят в одно контрольное уравнение или не входят ни в одно.

Способность метода обнаруживать ошибки в семиузловой схеме показана на примере поиска ошибки в критических измерениях U_1 и P_{1-2} и в измерении с низкой избыточностью. В ПВК State+ [22] был смоделирован архив, состоящий из 145 срезов, где каждый срез создавался на базе графиков нагрузок в нагрузочных узлах и генератора случайных чисел ($x_{сл}$), имитирующих погрешности в измерениях.

Анализ уравнения (16) показал, что при отсутствии грубых ошибок может появиться ошибка первого рода из-за наложения случайных ошибок в двух соседних срезах. В этом случае измерение объявляется ошибочным или сомнительным. Для семиузловой схемы при отсутствии грубых ошибок сомнительными измерениями был 1% случаев.

С целью уменьшения ошибок 1-го рода было исследовано уравнение (17), которое использует ретроспективную информацию об оценках вместо измерений. В этом случае сомнительными измерениями были 0,3% случаев.

Для проверки способности метода не пропускать ошибки моделируются грубые ошибки различной кратности n в соответствии с формулой

$$\bar{y} = y_{ист} + \xi_y + n\sigma_y. \quad (19)$$

Начальное значение кратности ошибки $n=4$. В приложении StateEstimation из ПВК State+ выполняется моделирование ошибок: задается исходная информация для моделирования ошибки по фор-

муле (19) при $n=6$ в измерении U_1 на каждом 20-м срезе.

Если измерение помечается ошибочным, для подавления влияния ошибочных измерений на результаты оценивания их значения заменяются прогнозами. На рис. 4 представлены графики напряжения в первом узле до и после замены ошибочных измерений. Ошибки были смоделированы на каждом 20-м срезе при $n=7$.

При небольших значениях кратности грубой ошибки метод выявления ошибок оказывается недостаточно чувствительным, объявляя такие измерения сомнительными из-за нарушения условий (16). Ликвидация этой ошибки возможна за счет уменьшения доверительного интервала, что приведет к увеличению вероятности появления ошибок 1-го рода. В случае критического измерения небольшое искажение этого измерения предпочтительнее его отсутствия. В таблице представлены результаты обнаружения грубой ошибки разной кратности в трех измерениях; первое число – процент общего числа рассматриваемых срезов, на которых ошибочное измерение идентифицировано как ошибочное; в скобках – число срезов, на которых ошибочное измерение объявляется сомнительным в процентах.

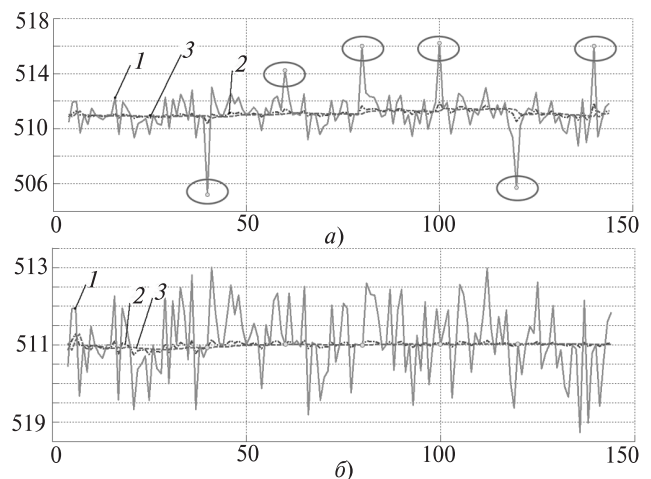


Рис. 4. Измерения, оценки и прогнозы U_1 : а – без замены ошибочных измерений; б – с заменой: 1 – измерения; 2 – оценки; 3 – прогноз

Таблица 1

Измеряемый параметр	Измерение ошибочное (сомнительное) при разных значениях кратности, %			
	$n = 4$	$n = 5$	$n = 6$	$n = 7$
U_1	0 (100)	83,3 (16,7)	83,3 (16,7)	100 (0)
P_{1-2}	16,7 (33,3)	66,6 (43,4)	83,3 (16,7)	100 (0)
P_{2-3}	50 (33,3)	83,3 (16,7)	100 (0)	100 (0)

На рис. 5 результаты работы метода для измерения U_1 при смоделированных ошибках разной кратности показаны в виде гистограмм.

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод, что метод в 100% случаев выявляет ошибки при кратности $n \geq 6$ для P_{2-3} и $n \geq 7$ для P_{1-2} , U_1 . При кратности $n < 6$ некоторые ошибочные измерения помечаются сомнительными, поэтому необходимо проводить второй этап анализа – дальнейшую проверку всех сомнительных измерений.

Аналогичные исследования были выполнены для 33-узловой схемы (рис. 6). В ПВК State+ был создан архив измерений, состоящий из 145 срезов.

Для выбранных измерений были смоделированы ошибки в соответствии с формулой (19) при разных значениях n . Результаты достоверности:

Смоделированная ошибка в параметре	Число выявленных ошибок, %	
	$n = 4$	$n = 5$
U_{12}	87,5	87,5
Q_{5-25}	75	100
Q_{24-31}	100	100
Q_{30-7}	100	100
Q_{18-31}	62,5	87,5
Q_{17-18}	87,5	87,5

Примечание. Число пропущенных ошибок составило 1,4% (для всех параметров).

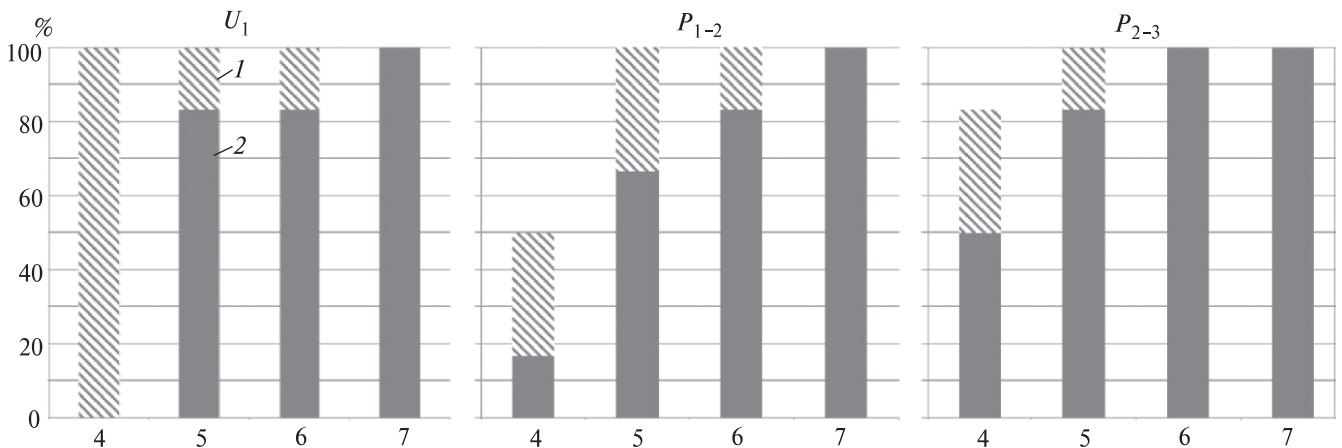


Рис. 5. Процент обнаружения грубой ошибки в измерениях U_1 при разной кратности ошибки: 1 — сомнительное; 2 — ошибка

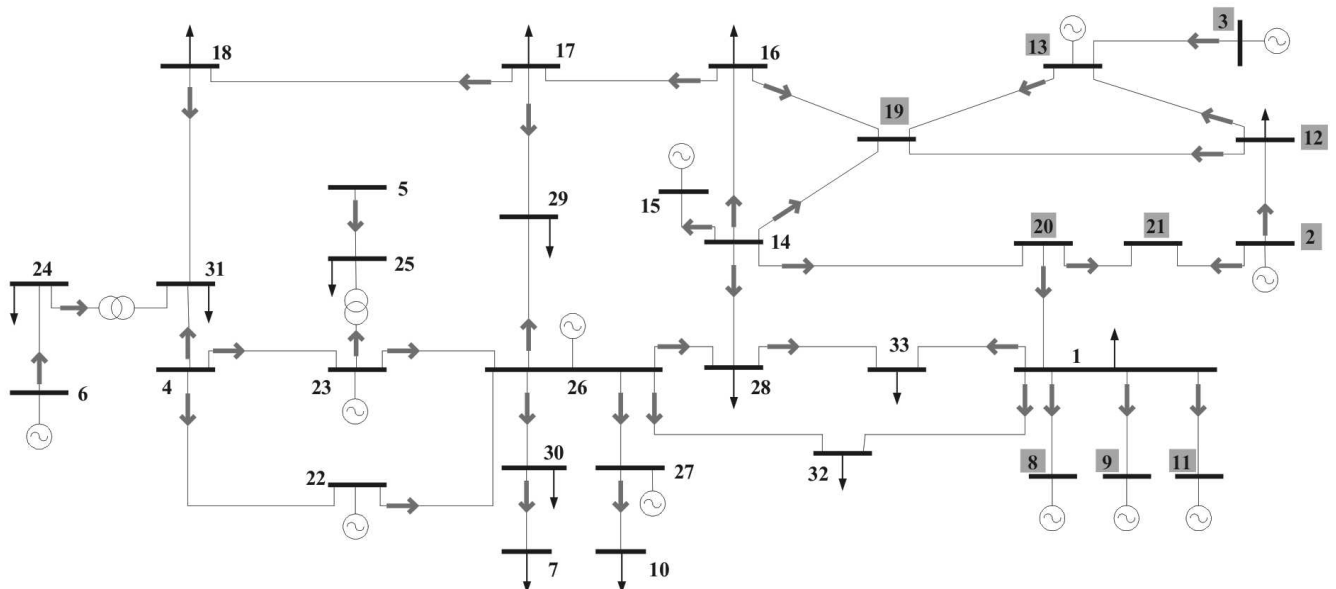


Рис. 6. 33-узловая тестовая схема (реактивная модель)

Анализ приведенных результатов показал, что число ошибок 1-го рода составляет 1,4%, т.е. в задачу ОС не поступит менее полутора процентов достоверных измерений; задача ОПД дает правильное решение от 62,5% до 100% срезов в зависимости от значения кратности грубой ошибки и измерения.

При $n \geq 6$ ошибка определяется в 100% случаев. Полученный результат означает, что в задачу ОС поступает до 47,5% ошибочных измерений; причем, чем больше ошибка, тем меньше вероятность пропуска её в задачу ОС.

Заключение. Использование предложенного метода позволило уменьшить число ошибок 1-го рода. Это становится возможным за счет применения свойства динамического оценивания состояния практически полностью отфильтровывать погрешности в измерениях компонент вектора состояния.

Разработанный метод позволяет уменьшить ошибки 1-го рода в критических измерениях, что является особенно важным для обеспечения наблюдаемости. Этот метод позволяет выявлять грубые ошибки во всех измерениях, включая критические. На примере 7- и 33-узловых схем было установлено, что метод дает правильное решение в 100% случаев при ошибках с кратностью $n > 6$. При кратности грубой ошибки $n < 6$ плохие данные выявляются с вероятностью около 70%.

Процессы обработки неравенств (15), (17), (18) не зависят друг от друга, поэтому могут быть организованы параллельно, что обеспечивает более высокую скорость работы метода.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гамм А.З. Статистические методы оценивания состояния электроэнергетических систем: — М.: Наука, 1976, 220 с.
2. Методы решения задач реального времени в электроэнергетике. — Новосибирск, Наука, 1991, 293 с.
3. Do Coutto Filho M.B., Stacchini de Souza J.C., Freund R.S. Forecasting-aided state estimation. Part 1: Implementation. — IEEE Trans. Power Syst., 2009, vol. 24, No. 4, pp. 1667—1676.
4. Гамм А.З., Колосок И.Н. Обнаружение грубых ошибок телеизмерений в электроэнергетических системах. — Новосибирск: Наука, 2000, 152 с.
5. Барголомей П.И., Бегалова Е.Н. Разработка методов и алгоритмов обнаружения плохих данных и повышения качества телеметрии в задачах управления энергосистемами. — Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики (Казань), 2008, № 11—12/1, с. 40—49.
6. Wilkosz K. Verification of the measurements of voltage magnitudes in electric power system. — Second Int. Symp. on Security Power System Operation (Wroclaw), 1981, Paper E8, pp. 147—155.
7. Clements K.A., Krumpholz G.R., Davis P.W. Power System State Estimation with Measurement Deficiency: An Observability/Measurement Placement Algorithm. — IEEE Trans. on Power Systems, July 1983, vol. PAS-102, No. 7, pp. 2012—2020.
8. Гамм А.З., Гришин Ю.А., Колосок И.Н. Методы решения задачи оценивания состояния электроэнергетической системы. — Вопросы оценивания и идентификации в энергетических системах (Иркутск), 1974, с. 149—163.
9. Гамм А.З., Глазунова А.М., Гришин Ю.А., Колосок И.Н., Коркина Е.С. Развитие алгоритмов оценивания состояния электроэнергетической системы. — Электричество, 2009, № 6, с. 2—10.
10. Do Coutto Filho M.B., Stacchini de Souza J.C., Freund R.S. Forecasting-aided state estimation. Part 2: Implementation. — IEEE Trans. Power Syst., 2009, vol. 24, No 4. pp. 1667—1677.
11. Yun Yang, Wei Hu, Yong Min. Projected unscented Kalman filter for dynamic state estimation and bad data detection in power system. — 12th IET Intern. Conf. on «Developments in Power System Protection» (DPSP 2014), Copenhagen (Denndark), March 31—April 13, 2014, pp. 1—6.
12. Pignati M., Zanni L., Sarri S., Cherkaoui R., Le Boudec L-Y., Paolone M. A pre-estimation filtering process of bad data for linear power systems state estimation using PMUs. — Proc. of the 18th Power Systems Computation Conf., Wroclaw (Poland), August 18—22, 2014, #94.
13. Murat Gol, Ali Abur. A modified chi-squares test for improved bad data detection — Proc. of the Intern. Conf. «PowerTech'2015», Eindhoven (Holland), 27 June—3 July. USB #448510.
14. Неуймин В.Г., Александров А.С., Максименко Д.М. Верификация модели обвязки схемы и идентификация грубых ошибок данных телеметрии в ПК «RastrWin3». — Труды VI Международной научно-технической конф. «Электроэнергетика глазами молодежи». Иваново, 9—13 ноября 2015, с. 526—529.
15. Барголомей П.И., Бегалова Е.Н. Разработка подсистемы динамической фильтрации телеизмерений для оценивания состояния и работы противоаварийной автоматики. — Сб. трудов Всеросс. научно-техн. конф. «Энергосистема: управление, качество, безопасность». Екатеринбург, УГТУ, 2001, с. 95—98.
16. Колосок И.Н., Глазунова А.М. Достоверизация критических измерений с помощью ИНС. — Сб. трудов Всеросс. научно-техн. конф. «Энергосистема: управление, качество, безопасность». Екатеринбург, УГТУ, 2001, с. 122—126.
17. Hadis Karimipour, Venkata Dinavahi. Extended Kalman filter-based parallel dynamic state estimation. — IEEE transactions on smart grid, May 2015, vol. 6, No. 3, pp. 1539—1549.
18. Гамм А.З., Глазунова А.М., Гришин Ю.А., Курбачкий В.Г., Сидоров Д.В., Спириев В.А., Томин Н.В. Методы прогнозирования параметров режима электроэнергетических систем для целей мониторинга и управления. — Электричество, 2011, № 5, с. 17—26.
19. Брамер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана—Бьюси. — М.: Наука, 1982, 198 с.
20. Amit Jain, Shivakumar N.R. Impact of PMU in dynamic state estimation of power systems. — Trans. of Power Symposium, 2008, NAPS 08.40th North American.
21. ГОСТ Р 50779.10—2000. Статистические методы. Вероятность и основы статистики. Термины и определения. — М.: Госстандарт России, 2000, 26 с.
22. Стёмщиков Е.С., Глазунова А.М. Построение модели функционирования электроэнергетической системы. — Научные труды V Международной молодежной научно-технической конф. «Электроэнергетика глазами молодежи». — Томск, 10—14 ноября 2014, т. 1, с. 116—120.

[19.10.2016]

А в т о р ы: Глазунова Анна Михайловна окончила энергетический факультет Иркутского политехнического института в 1982 г. В 2002 г. защитила кандидатскую диссертацию «Применение методов ис-

кусственного интеллекта для решения задач обработки измерительной информации в ЭЭС в Институте систем энергетики им. Л.А. Мелентьева Сибирского отделения Российской Академии наук (ИСЭМ СО РАН). Старший научный сотрудник ИСЭМ СО РАН.

Колосок Ирина Николаевна окончила электротехнический факультет Ленинградского политехнического института им. М.И. Калинина в 1972 г. В 2004 г. защитила докторскую диссертацию «Повышение достоверности телеизмерительной информа-

Elektrichestvo (Electricity), 2017, No. 2, pp. 18–27.

ции в ЭЭС на основе контрольных уравнений» в ИСЭМ СО РАН. Ведущий научный сотрудник ИСЭМ СО РАН.

Съемщиков Евгений Сергеевич окончил энергетический факультет Иркутского национального исследовательского технического университета в 2015 г. Аспирант лаборатории управления функционированием электроэнергетических систем ИСЭМ СО РАН.

Bad Data Detection by the Methods of Dynamic State Estimation for on-line Control of Electric Power System Operation

GLAZUNOVA Anna Mikhailovna (Energy Systems Institute named L.A. Melent'ev Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences (ESIM SB RAS), Irkutsk, Russia) – Senior scientific researcher, Cand. Sci (Eng.)

KOLOSOK Irina Nikolayevna (ESIM SB RAS, Irkutsk, Russia) – Leading scientific researcher, Dr. Sci. (Eng.)

S"YEMSHCHIKOV Yevgenii Sergueyevich (ESIM SB RAS, Irkutsk, Russia) – Ph.D. Student

Bad data detection in the initial information on the electric power system state is one of the most topical problems in the state estimation problem solution. The paper presents a method for bad data detection which is based on the analysis of the retrospective and forecasting information on state variables. The retrospective information is understood as the values of measurements and estimates taken from the previous snapshot. The forecasting information is obtained as a result of dynamic state estimation which rests on the extended Kalman filter. The suggested method demonstrates satisfactory results at measurement testing in the context of low information redundancy.

Key words: power system, operating condition, control, parameter information, state estimation

REFERENCES

1. **Gamm A.Z.** *Statisticheskiye metody otsenivaniya sostoyaniya elektroenergeticheskikh sistem* (Statistical methods for estimating the state of electric power systems). Moscow, Publ. «Nauka», 1976, 220 p.
2. **Metody resheniya zadach real'nogo vremeni v elektroenergetike** (Methods for solving problems in real-time electric power engineering). Novosibirsk, Publ. «Nauka», 1991, 293 p.
3. **Do Coutto Filho M.B., Stacchini de Souza J.C., Freund R.S.** Forecasting-aided state estimation. Part 1: Implementation. – IEEE Trans. Power Syst., 2009, vol. 24, No. 4, pp. 1667–1676.
4. **Gamm A.Z., Kolosok I.N.** *Obnaruzheniye grubyykh oshibok teleizmereniy v elektroenergeticheskikh sistemakh* (Detection of gross error in telemetry in power systems). Novosibirsk, Publ. «Nauka», 2000, 152 p.
5. **Bartolomei P.I., Begalova Ye.N.** *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Problemy energetiki (Kazan) – in Russ. (News of Higher Education Institutions. Energy Issues)*, 2008, No. 11–12/1, pp. 40–49.
6. **Wilkosz K.** Verification of the measurements of voltage magnitudes in electric power system. – Second Int. Symp. on Security Power System Operation (Wroclaw), 1981, Paper E8, pp. 147–155.
7. **Clements K.A., Krumpholz G.R., Davis P.W.** Power System State Estimation with Measurement Deficiency: An Observability/Measurement Placement Algorithm. – IEEE Trans. on Power Systems, July 1983, vol. PAS-102, No. 7, pp. 2012–2020.
8. **Gamm A.Z., Grishin Yu.A., Kolosok I.N.** *Voprosy otsenivaniya i indentifikatsii v energeticheskikh sistemakh (Irkutsk) – in Russ. (Questions for assessment and identification in power systems)*. Irkutsk, 1974, pp. 149–163.
9. **Gamm A.Z., Glazunova A.M., Grishin Yu.A., Kolosok I.N., Korkina Ye.S.** *Elektrichestvo – in Russ. (Electricity)*, 2009, No. 6, pp. 2–10.
10. **Do Coutto Filho M.B., Stacchini de Souza J.C., Freund R.S.** Forecasting-aided state estimation. Part 2: Implementation. – IEEE Trans. Power Syst., 2009, vol.24, No 4. pp.1667–1677.
11. **Yun Yang, Wei Hu, Yong Min.** Projected unscented Kalman filter for dynamic state estimation and bad data detection in power system – 12th IET intern. Conf. on «Developments in Power System Protection» (DPSP 2014), Copenhagen (Denndark), March 31–April 13, 2014, pp. 1–6.
12. **Pignati M., Zanni L., Sarri S., Cherkaoui R., Le Boudec L-Y., Paolone M.** A pre-estimation filtering process of bad data for linear power systems state estimation using PMUs. – Proc. of the 18th Power Systems Computation Conf., Wroclaw (Poland), August 18–22, 2014, #94.
13. **Murat Gol, Ali Abur.** A modified chi-squares test for improved bad data detection – Proc. of the Intern. Conf. «PowerTech'2015», Eindhoven (Holland), 27 June–3 July. USB #448510.
14. **Neuimin V.G., Aleksandrov A.S., Maksimenko D.M.** *Trudy VI Mezhdunarodnoi nauchno-tehnicheskoi konf. «Energetika glazami molodezhi» – in Russ. (Proc. of the VI Intern. youth conf. «Power engineering through the youth's eyes»*. Ivanovo (Russia), 9–13 November 2015, pp. 526–529.
15. **Bartolomei P.I., Begalova Ye.N.** *Sbornik trudov Vserossiiskoi nauchno-tehnicheskoi konf. «Energosistema: upravleniye, kachestvo, bezopasnost'» – in Russ. (Proc. of the All-Russian scientific and technical conf. «Power System: management, quality, safety»)*. Ekaterinburg (Russia). Ural State Technical University, 2001, pp. 95–98.