

# СОВРЕМЕННЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ В ОБЛАСТИ РАЗВИТИЯ МЕТОДОВ ОЦЕНИВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ЭЭС И ИХ РЕАЛИЗАЦИЯ ПРИ ОЦЕНИВАНИИ СОСТОЯНИЯ ПО КОНТРОЛЬНЫМ УРАВНЕНИЯМ

*И.Н. Колосок*

## **1. Актуальность задачи ОС в современных условиях**

Для расчета текущего режима ЭЭС на основе телеинформации (ТИ и ТС) используются методы ОС, позволяющие отфильтровать погрешности в измерениях и рассчитать неизмеренные параметры режима. На основе полученного режима решаются задачи оперативного анализа и планирования режима. К ним относятся:

- моделирование и анализ режима, советчик диспетчеру по вводу режима в допустимую область;
- прогноз нагрузки: суточный и внутрисуточный;
- оптимизация режима по активной мощности;
- внутрисуточная коррекция режима по активной мощности и напряжению;
- оперативная оценка надежности режима и др.

В настоящее время на базе ЦДУ ЕЭС России и ОДУ создана структура СО оптового рынка электроэнергии, который должен полностью приступить к управлению режимами ЭЭС в 2004 г. К этому времени на базе эксплуатируемых в настоящее время в ЦДУ и ОДУ комплексов SCADA-EMS должна быть создана инфраструктура автоматизированной системы СО, в составе которой важное место занимает комплекс задач информационно-технологического обеспечения для управления оптовым рынком. В нем предусмотрена система обработки телеметрической информации с автоматическим формированием математической модели, адекватной текущему состоянию ЭЭС. Предполагается, что на основе полученной модели будут выполняться расчеты всех технологических задач, необходимых для эффективного управления оптовым рынком и выполнения финансовых расчетов по электроэнергии.

Современный комплекс ОС, предназначенный для получения модели текущего режима ЭЭС по данным ТИ и ТС, включает в себя решение следующих задач:

- оперативное формирование текущей расчетной схемы по данным ТС;
- анализ наблюдаемости расчетной схемы;
- детекция и идентификация грубых ошибок в ТИ;
- фильтрация случайных погрешностей ТИ, т.е. получение их оценок и дорасчет неизмеренных параметров;
- идентификация параметров используемых при ОС моделей в процессе функционирования комплекса задач ОС в реальном времени.

Несмотря на то, что с момента появления первых публикаций по ОС прошло уже более 30 лет, эта проблема и поныне не потеряла своей актуальности и находится в центре внимания исследователей и практиков. Об этом свидетельствует большое число ежегодных публикаций теоретического и прикладного характера. В последние 10 лет активно развиваются исследования в области применения методов ИИ в различных задачах электроэнергетики, в том числе и в области ОС [1-4].

Анализ отечественных и зарубежных публикаций позволяет выделить некоторые приоритетные направления исследований в области методов ОС, определяемые особенностями решения задачи ОС в современных условиях и высокими требованиями к надежности получаемого решения. К ним относятся:

- повышение надежности алгоритмов достоверизации телеинформации (ТИ и ТС);
- использование робастных критериев ОС;

- учет ограничений в форме равенств и неравенств при решении задачи ОС;
- расчет не полностью наблюдаемых схем.

В ИСЭМ разработан метод ОС на основе так называемых контрольных уравнений (КУ) [1,5]. Рассмотрим возможности развития этого метода в указанных направлениях.

## 2. Метод ОС на основе контрольных уравнений

Контрольные уравнения – это уравнения электрических цепей, в которые входят только измеренные переменные режима  $y$  :

$$w_k(y) = 0. \quad (1)$$

Они могут быть получены из системы уравнений установившегося режима (УУР) после исключения неизмеренных переменных.

Впервые предложенные для достоверизации ТИ [5], КУ затем стали применяться для решения перечисленных выше задач, входящих в комплекс ОС в реальном времени [6].

Разработаны топологические и алгебраические методы получения КУ [1]. Следует отметить, что все методы получения КУ тесно связаны с методами анализа наблюдаемости и разделением измерений на базисные и избыточные [7], поскольку число КУ определяется числом избыточных измерений в схеме.

Большие невязки контрольных уравнений

$$|w_{ki}(\bar{y}_i)| > d_i, \quad (2)$$

где  $d_i$  – порог, определяемый статистическими свойствами нормальных ошибок измерений, свидетельствуют о наличии среди компонент вектора измерений  $\bar{y}_i$ , входящих в  $i$ -е КУ, грубых ошибок.

Разработаны алгоритмы логического анализа информации, входящей в КУ, для проверки гипотез о наличии плохих данных, в том числе ошибок в топологии сети. Эти алгоритмы основаны на предположении малой вероятности взаимной компенсации грубых ошибок в составе одного КУ, поэтому измерения, входящие в КУ с малой невязкой, считаются достоверными. Для проверки оставшихся измерений выделяется линейная комбинация КУ с большими невязками такая, что после исключения из нее непроверенных переменных полученные новые КУ имеют малые невязки. В этом случае все входящие в новые КУ измерения объявляются достоверными, а исключаемые переменные – ошибочными. В противном случае, т.е. если для новых КУ невязки остаются большими, все входящие в них непроверенные измерения объединяются в группы сомнительных данных.

В результате применения указанных логических правил все измерения делятся на четыре группы:

- 1) достоверные;
- 2) ошибочные, измеренные значения которых могут быть заменены на вычисленные;
- 3) сомнительные – измерения, вошедшие только в КУ с большими невязками, но такие, что вычислить их оценки по данным достоверных измерений не удастся (например, их число больше числа КУ, в которые они входят);
- 4) непроверенные – это измерения, не вошедшие в КУ, ошибки в них обнаружить нельзя.

Фильтрация случайных ошибок с использованием КУ (задача оценивания состояния в узком смысле) решается в координатах  $y$  :

$$\min_y (\bar{y} - y)^T R_y^{-1} (\bar{y} - y), \quad (3)$$

при ограничениях (1). Здесь  $R_y^{-1}$  – весовая диагональная матрица, элементы которой обратны априори заданным дисперсиям ошибок измерений соответствующих компонент вектора  $y$ .

Такой подход не требует перехода к вектору состояния  $x$ , позволяет учесть точные измерения, которым задаются нулевые дисперсии. Соответствующие им компоненты  $y_j$  не входят в (3), а фигурируют в (1) как константы.

При необходимости рассчитать неизмеренные параметры выбирается базисная система измерений  $y_\delta$ , минимально необходимых для однозначного определения вектора состояния  $x$ , и решается система уравнений

$$y_\delta(x) - \hat{y}_\delta = 0. \quad (4)$$

Система (4) решается методом Гаусса, при этом на первой итерации одновременно выполняются треугольная факторизация матрицы и выбор базиса, а на всех последующих итерациях только прямой ход Гаусса.

Не останавливаясь подробно, отметим, что на основе КУ были разработаны также алгоритмы достоверизации ТС [8], при проведении циклических расчетов КУ могут использоваться для идентификации систематических ошибок измерений и их дисперсий [9] и др.

Опыт реализации алгоритмов в реальном времени в ЭЭС России показал достаточно высокую эффективность предложенных подходов. Вместе с тем, здесь есть и свои проблемы.

При работе алгоритмов достоверизации ТИ на основе КУ возможны неправильные решения: пропуск ошибочного измерения в задачу ОС (ошибка I-го рода) и браковка достоверного измерения вместо ошибочного (ошибка II-го рода). Появление таких ошибок связано с неправильной оценкой невязки КУ при проверке условия (2). Так, ошибки I-го рода возникают при скомпенсированных грубых ошибках или вследствие низкой чувствительности КУ к ошибкам какого-либо из входящих в него измерений. Причиной появления ошибок II-го рода чаще всего является неправильное задание дисперсий измерений.

Кроме того, существует проблема критических измерений и групп сомнительных данных.

### **3. Развитие метода КУ в современных условиях**

#### **3.1. Повышение надежности алгоритмов достоверизации ТИ.**

Из анализа публикаций можно выделить следующие направления: определение критических и групп критических измерений, применение методов ИИ, использование динамических алгоритмов достоверизации.

При расчете схем большой размерности применение приведенного выше алгоритма достоверизации, построенного на логических правилах, приводит к необходимости перебора значительного числа комбинаций правильных и ошибочных ТИ. Логика такой программы становится достаточно сложной, возникают неоднозначные ситуации, когда одно и то же измерение входит в КУ с большой и малой невязкой. Отсюда появилась идея использования генетических алгоритмов для идентификации плохих данных в методе КУ.

*Применение ГА для достоверизации ТИ по контрольным уравнениям* позволяет полностью заменить процедуру использования логических правил формальной процедурой поиска оптимального решения среди решений, содержащих различные варианты достоверных и ошибочных ТИ.

Генетические алгоритмы – это один из наиболее популярных в настоящее время эвристических методов поиска оптимальных решений, построенный на принципах эволюционной теории в природе [10].

Сущность ГА состоит в представлении решения строкой бит (1 и 0), длина которой равна количеству обрабатываемых измерений. Нули соответствуют ошибочным измерениям, единицы – правильным. Первоначально набор решений или исходная популяция генерируется случайным образом, а затем преобразуется с помощью трех базовых операций – отбора, скрещивания и мутации до тех пор, пока не будет получено оптимальное решение, соответствующее максимальному значению функции полезности.

Для оценки эффективности работы ГА были проведены сопоставительные расчеты по обнаружению грубых ошибок в ТИ с помощью алгоритма логических правил и ГА для различных тестовых схем. Набор правильных и ошибочных ТИ моделировался в имитационном эксперименте, т.е. был известен заранее.

На рисунке приведены результаты расчетов двумя алгоритмами для схемы «Московское кольцо», являющейся фрагментом расчетной схемы ЭЭС России.

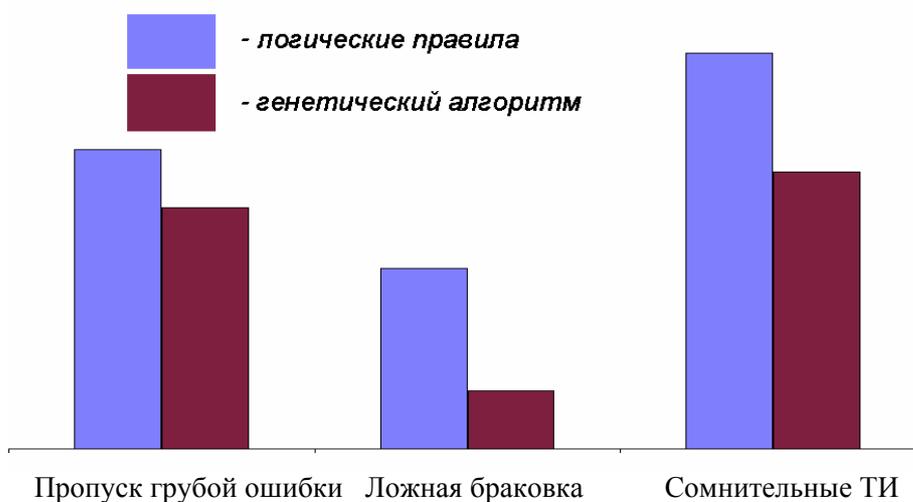


Рис. Результаты идентификации ТИ для схемы «Московское кольцо».

Аналогичные результаты были получены и для других тестовых схем. Результаты расчетов показали, что пропуск грубых ошибок в задачу ОС при использовании ГА происходит на 20-50% реже, чем у «логических правил». Количество ложной идентификации верных измерений ниже на 40-60%, сокращается также и количество измерений, входящих в группы сомнительных данных. Растет процент срезов ТИ, в которых все ошибки найдены верно.

Полученные результаты свидетельствуют о высокой эффективности применения ГА для идентификации ошибочных ТИ, поэтому в дальнейшем планируется применить полученный опыт и наработки для решения более сложной задачи одновременного обнаружения ошибок в телеизмерениях и телесигналах, учитывающих изменение топологии схемы.

Применение ГА позволяет уменьшить количество неправильных решений при достоверизации ТИ и сократить число групп сомнительных данных, возникающих из-за неоднозначности решений. Вместе с тем, оно не решает полностью все проблемы. Независимо от метода достоверизации ТИ при решении задачи ОС при низкой избыточности измерений, характерной для ЭЭС России, существует проблема *критических измерений* и *критических групп*.

Понятие критических измерений было впервые введено в [11]. Критическими были названы избыточные измерения, необходимые для наблюдаемости. Их оценки всегда равны измеренным значениям, вследствие чего они имеют нулевые остатки оценивания. Определение критических измерений очень важно при решении задачи ОС и

обнаружения плохих данных. Их можно определить при анализе наблюдаемости схемы [7], в процессе формирования контрольных уравнений [1], по диагональным элементам матрицы чувствительности – для критических измерений они равны нулю и т.д. Важно выявить критические измерения до решения задачи ОС. Это позволит применить дополнительные методы для их проверки и снизить влияние грубых ошибок на результаты ОС. Критические измерения не входят в КУ, поэтому они легко определяются при формировании КУ.

В [11] одновременно с понятием критических измерений было введено понятие минимально зависимых наборов измерений, которое в [12] было формализовано и получило название групп плохих данных. В [12] было показано, что подматрицы ковариационной матрицы остатков оценивания, соответствующие наборам измерений, входящим в такие группы, имеют  $rank = 1$ . Их нормализованные остатки равны между собой или имеют очень близкие значения, поэтому выявить среди них ошибочные измерения нельзя. В работах бразильских ученых [13] подобные группы были названы *критическими* (Critical Set или сокращенно *Cset*). В [13] приведен алгоритм определения групп *Cset*, построенный на анализе элементов ковариационной матрицы остатков оценивания. Понятие групп критических измерений очень важно и в методе контрольных уравнений. Каждой такой группе соответствует контрольное уравнение, не имеющее общих измерений с другими. При появлении в КУ большой невязки все эти измерения образуют группу *сомнительных* данных. Для достоверизации критических измерений и измерений, входящих в критические группы, предлагается использовать динамические подходы и искусственные нейронные сети [1].

*Применение динамических подходов.* В настоящее время при проведении циклических расчетов все более широкое распространение приобретают так называемые *Forecasting-Added State Estimation (FASE)* – методы, в которых оценивание состояния в каждый момент времени  $t$  выполняется традиционными алгоритмами статического ОС, но к ним добавляется процедура прогнозирования параметров ЭЭС на этот момент.

Разности между поступившими в момент времени  $t$  измерениями и их прогнозами или оценками в предшествующий момент, названные в зарубежных работах «инновациями» [14],

$$v_i = \bar{y}_i - y(\hat{x}_{t-1})$$

можно использовать для проверки «сомнительных» измерений в методе КУ. Если предположить, что в  $k$  –е контрольное уравнение с большой невязкой в момент времени  $t$  входит только одно измерение  $\bar{y}_{i,t}$ , содержащее грубую ошибку, то с большой вероятностью величина  $v_{i,t}$  для этого измерения будет совпадать с невязкой. Поэтому, вычисляя для попавших под «подозрение» измерений величины

$$\Delta_{k,i} = |w_{k,t} - a_{i,k} v_{i,t}|, \quad (5)$$

где  $a_{i,k} = \frac{\partial w_k}{\partial y_i}$ , и сравнивая их с некоторым пороговым значением  $d_{k,i}$ , можно идентифицировать ошибочные измерения.

Следует отметить, что поскольку причиной возникновения большой величины невязки  $v_{i,t}$  в  $i$  – том измерении может быть не только появление грубой ошибки, но и резкое изменение состояния ЭЭС, то важной проблемой при достоверизации ТИ на основе анализа «инноваций» является распознавание этих двух ситуаций, которые были названы в [15] «необычными». Предложенные для распознавания необычных ситуаций алгоритмы, как правило, достаточно трудоемки, что вызывает затруднения при их реализации в реальном времени. Необходимости различать необычные ситуации лишены динамические алгоритмы достоверизации ТИ, базирующиеся на анализе невязок КУ

[16]. Поскольку математическое ожидание невязки КУ равно нулю в любой момент времени независимо от режима ЭЭС, то большая величина невязки всегда свидетельствует о появлении грубых ошибок. При этом не требуется анализировать величину невязки  $V_{i,t}$  для каждого измерения, а только для измерений, входящих в КУ с большими невязками.

FASE-методы сохраняют все преимущества богатого арсенала методов статического оценивания и в то же время позволяют преодолеть основные из присущих им недостатков: за счет использования прогнозов в качестве псевдоизмерений повышаются избыточность измерений, устойчивость алгоритмов к помехам, сбоям и исчезновению данных, увеличивается эффективность методов обнаружения ошибочных ТИ.

*Достоверизация критических телеизмерений с ИНС с учетом корреляционной связи между графиками перетоков.* Для поиска ошибочных ТИ среди критических измерений, не вошедших в КУ, можно использовать корреляционные зависимости между этими ТИ и прошедшими достоверизацию по КУ. В [17] для решения аналогичной задачи предлагалось использовать регрессионные уравнения. При этом коэффициенты регрессии определялись в результате анализа ретроспективных данных, а при функционировании комплекса ОС в реальном времени возникала проблема их контроля и коррекции.

Метод проверки критических измерений, использующий корреляционный анализ между измеряемыми параметрами с учетом меняющихся статистических зависимостей в режиме реального времени, может быть реализован с помощью ИНС [18].

Задача проверки критических измерений по достоверным с помощью ИНС решается в два этапа: во-первых, измерения классифицируются в зависимости от значимости коэффициентов корреляции между ними. Классификация измерений осуществляется с помощью самоорганизующихся карт Кохонена. В процессе классификации измерения, имеющие сильные корреляционные связи, объединяются в один класс.

Затем строятся корреляционные таблицы для классов, в которых присутствуют критические измерения. В результате анализа коэффициентов корреляции выбирается одно из достоверных измерений, по значениям которого формируется задачник для обучения многослойного персептрона (МП). В процессе обучения МП строит зависимость между критическим и достоверным измерениями. Если поступившее значение критического ТИ существенно отличается от прогноза, то такое ТИ объявляется ошибочным и заменяется на прогноз.

Методика классификации ТИ с помощью карт Кохонена и обучения МП для прогнозирования критических измерений подробно описана в [18].

Так как статистические характеристики реальных процессов не могут оставаться неизменными, то прежде чем активизировать сеть, рекомендуется проверить ее адекватность текущему режиму. Это делается с помощью карт Кохонена. Принадлежность обоих параметров режима (критического измерения и измерения, по которому оно прогнозируется) к тому же классу, что и раньше, означает соответствие сети текущему режиму. В противном случае рекомендуется заново провести корреляционный анализ данных, т.е. выполнить все действия, описанные выше. Если делать это с определенной периодичностью, то сеть все время будет соответствовать текущему режиму.

*Достоверизация ТИ в критических группах с помощью ИНС (метод узкого горла).* В основу идеи нейросетевой достоверизации критических измерений, предложенной в [19], положена способность обученной ИНС восстанавливать идеальный образ по его искаженной копии. Для этой цели используется трехслойный персептрон, имеющий во входном и выходном слоях равное количество нейронов, определяемое количеством измерений, подаваемых на вход. В скрытом слое ИНС содержит существенно меньше нейронов. Такая структура МП позволяет восстанавливать зашумленные данные. Для

обучения ИНС формируется выборка, где входными данными являются значения измерений, а выходными – копии этих измерений. В процессе обучения синаптические веса настраиваются таким образом, чтобы получить на выходе значения, равные входным. Обучение ИНС выполняется в режиме off-line. Если поступившее значение критического ТИ существенно отличается от соответствующего ему выходного значения ИНС, то такое ТИ объявляется ошибочным и заменяется на значение, предлагаемое ИНС.

Ответы обученной ИНС анализируются, используя критерий

$$|y_{i\text{ИНС}} - \bar{y}_i| < d_i, \quad (6)$$

где  $y_{i\text{ИНС}}$  – ответ ИНС для  $i$ -го ТИ,  $\bar{y}_i$  – значение ТИ,  $d_i$  – порог, определяемый дисперсией ТИ и точностью ответа обученной ИНС.

В качестве примера рассмотрим нейросетевую достоверизацию трех измерений перетоков реактивной мощности, не вошедших в КУ. Обучающая выборка была сформирована при моделировании случайных ошибок измерений в имитационном эксперименте. На задачнике был обучен трехслойный перцептрон с восемью нейронами в первом и третьем слоях и с шестью нейронами в скрытом слое.

Для проверки работоспособности ИНС в ТИ  $Q_1$  моделировались грубые ошибки, равные  $5\sigma$ ,  $7\sigma$ ,  $11\sigma$ ,  $13\sigma$ , где  $\sigma$  – среднеквадратичное отклонение (СКО) погрешности измерения. Результаты тестирования обученной ИНС для восьми различных значений ошибочного ТИ показаны в табл. 1. Во всех примерах для ошибочного ТИ ответ ИНС существенно отличается от значения измерения, поэтому данное измерение будет классифицировано как ошибочное. В то же время ответ ИНС близок к эталонному значению переменной, в качестве которого принималось значение перетока реактивной мощности в установившемся режиме  $Q_1 = 180\text{МВар}$ . Поэтому значение, предложенное ИНС, может использоваться в качестве псевдоизмерения. Разница между достоверными ТИ и значениями, предложенными ИНС, невелика (столбцы 8, 11). Это говорит о том, что ни одно достоверное измерение не будет принято за ошибочное при анализе результатов.

Таблица 1

Результаты тестирования обученной ИНС

ТИ	$Q_1$ , МВар				$Q_2$ , МВар			$Q_3$ , МВар		
	ТИ с ошибкой	Ответ ИНС	Отклонение в долях $\sigma$		ТИ	Ответ ИНС	Отклонение от ТИ в долях $\sigma$	ТИ	Ответ ИНС	Отклонение от ТИ в долях $\sigma$
			от ТИ	от эталона						
172,6	197,6	182,1	3,1	0,4	-67,2	-64,9	0,4	-20,9	-17,4	0,7
	47,5	173,3	25,1	1,3		-56,8	2,06		-32,6	2,3
	207,6	181,7	5,1	0,5		-65,2	0,4		-16,1	0,9
	37,5	173,5	27,0	1,3		-56,7	2,0		-32,8	2,3
	227,6	181,2	9,3	0,2		-65,9	0,2		-14,0	1,3
	17,5	174,0	31,1	1,1		-56,4	2,1		-33,2	2,4
	237,6	180,6	11,1	0,1		-66,5	0,1		-12,9	1,6
	7,5	174,4	33,3	1,1		-56,3	2,2		-33,4	2,5

### 3.2. Применение робастных критериев ОС.

Критерий наименьших (взвешенных наименьших) квадратов, чаще всего применяемый при решении задачи ОС, очень чувствителен к выбросам. Даже единичный выброс, будь то ошибочное измерение, ошибка в задании параметров схемы или топологическая ошибка, может привести к существенному искажению результатов ОС.

Для получения устойчивого решения при появлении выбросов в качестве критерия при ОС ЭЭС были разработаны различные робастные методы ОС, которые можно разделить на три группы [20].

*Первая группа* содержит М-методы оценивания (здесь М – обозначение оценок максимального правдоподобия). Этот класс методов оценивания был предложен Хьюбером [21] и впервые применен в ЭЭС в [22] в виде критериев ОС, получивших название *неквадратичных* критериев.

В качестве неквадратичных критериев используются различные функции от взвешенных остатков оценивания  $\rho(r_w)$ , где  $r_w = (\bar{y} - \hat{y})R_y^{-1/2}$ . Эти функции при малой величине остатков являются квадратичными, а при большой имеют более пологий характер. Тем самым достигается эффект подавления плохих данных непосредственно в процессе решения задачи ОС. К методам данной группы относится и метод ОС по критерию взвешенных наименьших абсолютных значений (WLAV-метод), поскольку этот критерий дает оценки максимального правдоподобия при предположении, что погрешности измерений имеют двойное экспоненциальное распределение.

В свое время автором статьи была предпринята попытка использовать неквадратичный критерий при ОС по КУ. Для минимизации использовался критерий, предложенный в [5],

$$\rho_i = \begin{cases} r_{w_i}^2, & \text{если } r_{w_i} \leq a; \\ a^2 \left( 1 + 2 \ln \frac{r_{w_i}}{a} \right), & \text{если } r_{w_i} > a, \end{cases} \quad (7)$$

удовлетворяющий требованиям непрерывности самой целевой функции и ее первых производных в точке  $a$ . В табл. 2 приведены результаты расчетов фрагмента реальной схемы с помощью квадратичного и неквадратичного критериев (7). Грубую ошибку содержит измерение  $P_{6-5}$ . Средняя ошибка оценок при применении неквадратичного критерия снизилась с 47 до 1,6%.

Таблица 2

Результаты расчетов при использовании квадратичного и неквадратичного критериев ОС

Измеренный параметр	Эталон, МВт	Измерение, МВт	Ошибка измерения по сравнению с эталоном, %	Оценка при использовании квадратичного критерия, МВт	Ошибка оценок по сравнению с эталоном, %	Оценки при использовании неквадратичного критерия, $a = 6$ МВт	Ошибки оценок по сравнению с эталоном, %
$P_6$	677,7	668,9	1,3	97,6	85,6	655,8	3,23
$P_5$	596,3	622,4	4,4	1047,1	75,6	613,4	2,86
$P_{6-5}$	331,2	-331,4	199,7	-206,5	162,4	311,5	5,94
$P_{2-3}$	-1000,3	-1019,5	1,9	-934,2	6,6	-1001,6	0,13
$P_{4-5}$	-589,1	-589,5	0,07	-509,2	13,6	-588,8	0,05
$P_{5-4}$	603,2	594,0	1,5	519,8	13,8	602,7	0,08
$P_{3-2}$	1024,4	1026,1	0,17	955,2	6,75	1025,8	0,14
$P_{6-7}$	346,5	351,3	1,4	304,1	12,2	344,3	0,63

К недостаткам неквадратичных критериев относятся:

- необходимость экспериментального подбора точки перегиба  $a$ ,
- надежная работа лишь при небольшом числе ошибочных ТИ,
- требование хорошего исходного приближения вектора  $x$ ,
- возможность неправильного решения при расчете схем, содержащих сенсорные точки [23] или точки разбалансировки (laverage points)[24].

Следует отметить, что при использовании неквадратичных критериев для ОС по КУ меньше проявляется чувствительность к качеству исходного приближения и размазыванию ошибок, поскольку здесь в качестве исходного приближения  $y_0$  обычно принимаются сами измерения, т.е.  $y_0 = \bar{y}$ . Кроме того, по некоторым причинам методы ОС по КУ менее чувствительны к точкам разбалансировки.

В ЭЭС точки разбалансировки – это измерения, которым соответствуют строки с большими элементами взвешенной матрицы производных

$$H' = R_y^{-1/2} \left( \frac{\partial y}{\partial x} \right). \quad (8)$$

Это перетоки в коротких линиях, инъекции в узлах с большой связностью, измерения, которым задана высокая точность. Грубые ошибки в них невозможно обнаружить с помощью анализа остатков оценивания, поскольку для таких измерений большой ошибке соответствует малый остаток.

В отличие от традиционной постановки, метод ОС по КУ позволяет легко учитывать ограничения в форме равенств, задавая соответствующим измерениям или псевдоизмерениям нулевые дисперсии. Поэтому нет необходимости задавать этим измерениям малые дисперсии, вызывающие увеличение элементов соответствующих им строк матрицы (8). Короткие линии также не всегда ухудшают разрешающую способность КУ в отношении ошибок в измерениях. Например, если в качестве КУ используется уравнение баланса активной мощности в линии

$$P_{ij} + P_{ji} - \Delta P_{ij} = 0,$$

где

$$\Delta P_{ij} = \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{U_i^2} r_{ij}$$

или аналогичное уравнение для реактивной мощности, то для коротких линий с малым сопротивлением  $r_{ij}$  погрешность линеаризации КУ, определяемая величиной потерь, будет меньше.

Хуже обстоит дело с уравнениями баланса мощности в узлах с большой связностью и с уравнениями для контуров, включающих линии разного класса напряжения и разной длины. Узлы с большой связностью порождают длинные КУ. В [1] показано, что чем больше переменных включает КУ, тем ниже его чувствительность к грубым ошибкам. Для решения этой проблемы максимально допустимый небаланс КУ, определяющий пороговое значение  $d_i$  в (2), варьируется в зависимости от длины КУ: для коротких КУ диапазон принимается шире – порядка  $(3-5)\sigma_w$ , а для длинных заметно сужается – до  $(2-2,5)\sigma_w$ , здесь  $\sigma_w$  – СКО невязки КУ. Тем самым обеспечивается одинаковая вероятность обнаружения ошибочных ТИ в длинных и коротких КУ.

Отрицательно влияет на чувствительность контурных КУ к ошибкам неоднородность входящих в контур линий. Линеаризованное контурное уравнение можно записать в виде:

$$\sum_{i,j \in l_k} P_{ij} x_{ij} = 0, \quad (9)$$

где  $l_k$  множество ветвей, входящих в контур.

Очевидно, что чем короче линия, тем меньше коэффициент, с которым измерения в этой линии входят в КУ, и тем ниже чувствительность КУ к ошибкам в этих измерениях. Кроме того, для контурных КУ сохраняется проблема «длинных» уравнений. Эти проблемы частично могут быть решены на этапе формирования КУ. Поскольку для

получения КУ используются только независимые контуры, то для их выбора применяется алгоритм поиска на графе «в ширину» [25], позволяющий из всех возможных контуров выбрать в качестве независимых самые короткие. Во-вторых, при выборе независимых контуров можно учесть сопротивления линий и не использовать контуры, включающие короткие линии с малыми сопротивлениями. Если все же приходится использовать контурное КУ с большой неоднородностью линий, то измерения с малыми коэффициентами переносятся в правую часть уравнения, т.е. так же, как в классическом методе ОС, эти измерения переходят в категорию непроверенных или критических.

Представляется, что неквадратичные критерии целесообразно использовать для задачи оценивания состояния после априорного обнаружения плохих данных, так как в данном случае они работают только с теми плохими данными, которые «пропустил» априорный анализ и количество которых мало.

Достаточно просто процедура ОС на основе неквадратичных критериев реализуется с помощью ГА [2]. При ОС по КУ тоже можно использовать ГА для расчета оценок параметров режима. В отличие от постановки [2], где задача решается достаточно традиционно, при ОС по КУ был предложен несколько иной подход. Алгоритм работает после процедуры достоверизации ТИ, выполненной также с помощью ГА. Для поиска оценок индивид популяции кодирует отклонение оценки измеряемого параметра от значения ТИ, поступившего от устройств телемеханики. Для ТИ, признанных хорошими, максимальное отклонение задается равным  $\pm (0 - 2)\sigma$ , для плохих и сомнительных  $\pm (2 - 45)\sigma$ . Каждому ТИ соответствует хромосома из шести генов (бит), что позволяет разбить область отклонения на 62 части ( $\pm 31$ ), таким образом единичный шаг изменения для ошибочных ТИ составляет  $1,5\sigma$ , а для хороших ТИ –  $0,06\sigma$ . Фактически минимизируется критерий взвешенных наименьших модулей, причем угол наклона критерия в диапазоне  $(0-2\sigma)$  иной, чем в диапазоне  $(2-45)\sigma$ . В качестве функции полезности используется сумма нормализованных невязок КУ. После нахождения решения, близкого к оптимальному, максимальное отклонение для плохих ТИ уменьшается для получения более точных оценок.

Результаты расчетов показывают, что полученные оценки близки к результатам метода ОС, используемого в ПВК «Оценка», а гибкость и легкая настройка ГА делают эту программу полезной для исследования различных аспектов проблемы ОС.

Для решения проблем, возникающих при использовании робастных методов первой группы, были разработаны методы, построенные на анализе нормализованных остатков оценивания [22], а также предложена *вторая группа* робастных методов ОС, которые дают устойчивое решение, даже если половина избыточных измерений является плохими данными или соответствует точкам разбалансировки. Эти методы получили название высокоробастных методов ОС.

Одним из таких методов является метод наименьшей медианы (LM – метод) [20]. В этом методе минимизируется не сумма абсолютных взвешенных остатков (критерий во WLAV – методе), а их медиана, т.е. критерием ОС здесь является функция

$$\varphi_2 = |r_v|/\sigma_v, \quad (10)$$

где индекс  $v = \left\lceil \frac{m}{2} \right\rceil + 1$  определяет медиану выборки, составленной из упорядоченных по возрастанию взвешенных абсолютных остатков.

Несмотря на свои высокие робастные свойства, применение методов данной группы в алгоритмах реального времени вызывает определенные затруднения, особенно при решении задачи ОС во второй форме, т.е. через вектор состояния  $x$ . В этом случае для расчета оценок измерений необходимо решить задачу потокораспределения для

каждого варианта базиса, что при большом числе вариантов приводит к неприемлемому времени решения. В литературе предложены подходы, направленные на преодоление такой трудности. В [26] предлагается выбрать все возможные варианты базисов вне реального времени и для каждого из них обучить ИНС получать на выходе вектор состояния  $x$  для заданного варианта базиса. Здесь же для сокращения времени расчета предлагается ограничиться перебором только хорошо обусловленных базисов.

Алгоритмы ОС с перебором базисов гораздо проще реализуются при решении задачи ОС в третьей форме, т.е. с использованием КУ. Указанное определяется некоторыми факторами:

- Имея систему КУ гораздо проще осуществить перебор вариантов базисов, поскольку число КУ равно числу избыточных измерений в схеме, т.е. числу вариантов базисных измерений;
- В систему КУ базисные и избыточные измерения входят равноправно, поэтому при изменении базиса нет необходимости заново формировать КУ;
- Для вычисления остатков не нужно решать задачу потокораспределения, поскольку задача ОС решается непосредственно в координатах вектора измерений  $y$ , и оценки измеряемых переменных рассчитываются в процессе ее решения;
- При неизменной структуре системы КУ матрица, обращаемая при вычислении поправок  $\Delta u$ , постоянна, поэтому ее не нужно заново формировать и проводить факторизацию при изменении базиса. Различие между базисными и избыточными измерениями обеспечивается заданием для базисных измерений нулевых дисперсий, поэтому при переходе от одного базиса к другому изменяются только диагональные элементы матрицы  $R_y$ .

#### 4. Учет ограничений в форме равенств и неравенств при решении задачи ОС

В общем случае при решении задачи ОС необходимо учитывать несколько типов ограничений. В качестве ограничений в задаче ОС выступают:

1). Уравнения установившегося режима, которым должны удовлетворять найденные оценки измеренных и неизмеренных параметров режима. При решении задачи ОС в традиционной постановке эти ограничения записываются в виде явных зависимостей измеренных и неизмеренных параметров от вектора состояния  $x$  и учитываются автоматически при переходе к решению задачи ОС в координатах вектора  $x$ .

При решении задачи ОС на основе КУ УУР преобразуются в КУ. Задача ОС решается непосредственно в координатах измерений, для учета ограничений в виде КУ используется метод неопределенных множителей Лагранжа [1,27];

2). Ограничения в форме равенств, задаваемые чаще всего в виде псевдоизмерений, значения которых необходимо выдерживать абсолютно точно. Это могут быть нулевые инъекции в транзитных узлах, напряжения на шинах генерирующих станций, при декомпозиции задачи ОС – оценки в граничных узлах и ветвях схемы, межсистемные перетоки и т.д. Учет ограничений в форме равенств в задаче ОС можно обеспечить заданием нулевых дисперсий для соответствующих ТИ и ПИ. Как уже указывалось выше, задание измерениям нулевых дисперсий не создает никаких проблем при ОС на основе КУ;

3). Полученные при ОС расчетные значения некоторых параметров режима должны находиться в определенных технологических пределах, поэтому при решении задачи ОС помимо первых двух типов ограничений, задаваемых в форме равенств, необходимо также учитывать ограничения в форме неравенств, задаваемые как для измеренных  $y$ :

$$y_{\min} \leq y \leq y_{\max}, \quad (11)$$

так и для неизмеренных  $z$ :

$$z_{\min} \leq z \leq z_{\max} . \quad (12)$$

В настоящее время наиболее популярным методом, пригодным для решения этой проблемы, является метод внутренней точки, который позволяет при решении оптимизационных задач учесть ограничения как в форме равенств, так и неравенств. Так, в [28] в качестве альтернативы симплекс-методу предлагается использовать одну из модификаций метода внутренней точки – двойственный аффинно-масштабный алгоритм, который позволяет найти оптимум невыпуклой целевой функцией при ограничениях в форме равенств и неравенств.

В настоящее время в ИСЭМ ведутся разработки по применению метода внутренней точки для решения задачи ОС на основе КУ. В качестве ограничений в форме равенств используются КУ и ограничения (9) в форме неравенств. ОС выполняется на основе робастного критерия Хьюбера.

### 5. Расчет ненаблюдаемых схем

В последнее время наблюдается тенденция к увеличению размерностей расчетных схем, используемых для оперативного управления ЭЭС в условиях перехода к рынку. Однако объем, качество и надежность телеинформации не соответствуют современным требованиям. Так, объем телеинформации, используемой на зарубежных ДП, в среднем на порядок больше, чем на отечественных. В [29] приведены цифры, характеризующие оснащенность энергообъектов России телемеханикой на конец 2002 г.: 90,2% электростанций; 90,7% ДП предприятий электросетей; 47,9% ДП районов электросетей; 57,9% подстанций 35 кВ и выше.

Из-за недостаточного объема телеизмерений современные расчетные схемы являются, как правило, частично ненаблюдаемыми (содержат, наряду с наблюдаемыми районами, ненаблюдаемые фрагменты). Надежные алгоритмы ОС должны давать правильное решение в наблюдаемых частях схемы, согласованное в граничных узлах с параметрами ненаблюдаемых подсистем. Для анализа наблюдаемости расчетных схем разработаны специальные методы анализа наблюдаемости [7]. Как правило, анализ наблюдаемости выполняется отдельно для двух моделей сети: активной и реактивной.

В настоящее время разработаны и используются различные методы расчета не полностью наблюдаемых схем. Первый и самый простой метод – это фиксация  $\delta = 0$  в ненаблюдаемых узлах активной модели и  $U = U_{ном}$  в ненаблюдаемых узлах реактивной модели. Несомненным его достоинством является простота, недостатком – существенное искажение расчетных параметров режима в граничных узлах. Несмотря на это, такая методика расчета достаточно широко применялась долгое время [30, 31], стимулируя персонал ЭЭС к развитию систем сбора данных и наращиванию объема телеинформации для обеспечения полной наблюдаемости расчетной схемы.

Алгебраические методы анализа наблюдаемости позволяют непосредственно в процессе решения линеаризованной задачи ОС выделить наблюдаемые и ненаблюдаемые компоненты вектора состояния и получить для ненаблюдаемых компонент обобщенное нормальное решение, степень искажения которого заметно ниже [7]. К сожалению, реализация этого метода существенно усложняет алгоритм ОС и не решает полностью проблемы получения приемлемых по точности оценок полностью.

В некоторых работах исследовалась возможность эквивалентирования ненаблюдаемых фрагментов схемы для получения точных оценок в наблюдаемом эквиваленте. В отличие от эквивалентирования при расчете установившегося режима здесь возникают свои проблемы: во-первых, наблюдаемость подсистемы активной и реактивной модели может не совпадать. Для совпадения наблюдаемых частей полной модели приходится иногда эквивалентировать частично наблюдаемые узлы. Кроме того, для точного эквивалентирования необходимы данные об инъекциях в эквивалентлируемых уз-

лах, знание которых автоматически переводит ненаблюдаемые узлы в наблюдаемые. Поэтому методика эквивалентирования ненаблюдаемых фрагментов схемы не получила широкого распространения при ОС ЭЭС.

В настоящее время при расчете наблюдаемых схем чаще всего в дополнение к реальным ТИ используются ПИ узловых нагрузок в ненаблюдаемых узлах. В качестве таких ПИ могут использоваться значения узловых нагрузок из базового режима, например, из результатов обработки контрольного замера, данных суточной ведомости и др. Учитывая, что добавляемые ПИ становятся критическими измерениями и полученные оценки будут в точности равны их значениям, предлагается вводить различные корректирующие коэффициенты, повышающие точность ПИ. Например, при использовании данных контрольного замера вводятся коэффициенты, учитывающие текущий месяц, время суток, температуру окружающего воздуха и т.д.

Исследования, выполненные в ИСЭМ, показывают, что самые точные результаты дает использование в качестве ПИ прогнозов узловых нагрузок. В роли таких прогнозов могут применяться значения узловых нагрузок, определяемые как функции от ТИ суммарной нагрузки ЭЭС или ее района [6,32], или краткосрочный прогноз узловой нагрузки, полученный на основе ретроспективных данных [26,33].

*Задача краткосрочного прогнозирования нагрузок* необычайно актуальна в современных условиях управления ЭЭС. Знание краткосрочных прогнозов позволяет диспетчерскому персоналу осуществлять оперативную корректировку режима.

Точность краткосрочного прогноза нагрузок существенно влияет на экономичность загрузки генерирующего оборудования и, как следствие, на стоимость электроэнергии. Недооценка нагрузки может привести к снижению резервов, что, в свою очередь, ведет к росту стоимости электроэнергии из-за использования дорогого пикового оборудования или покупки мощности от соседних производителей по высокой цене. Завышенный прогноз нагрузки может привести к необоснованному увеличению вращающегося резерва и, следовательно, цены на электроэнергию.

К настоящему времени разработано большое число методов и моделей прогнозирования нагрузок ЭЭС. Их обзор приведен в [34]. В последние годы для прогнозирования нагрузок используются модели, построенные на использовании искусственных нейронных сетей [35,36]. Большинство разработчиков нейросетевых методов прогнозирования нагрузок отмечают, что точность прогнозирования с помощью ИНС, как правило, выше, чем при использовании статистических моделей [33,35-37].

В качестве дальнейшего развития исследований в этом направлении предполагается разработка укрупненных нейросетевых моделей краткосрочного прогнозирования, чувствительных к изменению цен на электроэнергию.

Еще один путь решения проблемы расчета неполностью наблюдаемых схем – построение их наблюдаемых эквивалентов на основе наблюдаемых фрагментов более низкого уровня. Здесь речь идет о децентрализованном подходе к решению задачи ОС на основе *декомпозиции расчетной схемы* большой размерности на подсистемы. Декомпозиция задачи ОС может оказаться полезной при расчете больших неоднородных схем, что приводит к плохой обусловленности задачи и вызывает проблемы вычислительного характера. Декомпозиция расчетной схемы может быть естественной, выполненной на основе административного деления, например, полной схемы ЕЭС России на работающие параллельно ОЭС крупных регионов страны, или искусственной, когда полная схема делится на отдельные фрагменты с помощью специальных алгоритмов. Например, для эффективной реализации технологии параллельных вычислений при ОС ЭЭС желательно, чтобы эти фрагменты были приблизительно равной величины с минимальным количеством связывающих их ветвей. В качестве эффективного алгоритма разбиения схемы по таким критериям можно использовать ГА [38], в котором в качест-

ве функции полезности выступает максимально возможное равенство фрагментов при минимальном количестве связывающих их ветвей.

Независимо от способа и цели декомпозиции для решения задачи ОС применяется децентрализованный подход, который при использовании метода КУ состоит в следующем [39].

Для каждой из подсистем решается задача ОС, т.е. ищется минимум целевой функции

$$\varphi_v = (\bar{y}_v - y_v)^T R_{y_v}^{-1} (\bar{y}_v - y_v) \quad (13)$$

при ограничениях в виде системы контрольных уравнений

$$w_k(y_v, y_b) = 0, \quad (14)$$

где  $v$  – номер подсистемы,  $y_b$  – граничные измеряемые переменные. Полученные оценки граничных переменных передаются на верхний уровень, где решается координационная задача, которая состоит в минимизации:

$$\varphi_b = (\bar{y}_b - y_b)^T R_{y_b}^{-1} (\bar{y}_b - y_b) \quad (15)$$

при ограничениях в виде КУ, включающих только граничные переменные:

$$w_k(y_b) = 0. \quad (16)$$

Задачи (11), (12) и (13), (14) решаются итеративно, пока не будет достигнута необходимая точность оценок. Данная методика не требует никакой модификации алгоритмов ОС и может быть реализована на имеющемся программном обеспечении [30].

### Выводы

1. Использование методов искусственного интеллекта, в сочетании с методом достоверизации ТИ по КУ и динамическими подходами, позволяет повысить эффективность этого метода и надежность получаемого при ОС решения.

2. При ОС на основе КУ достаточно легко реализуются робастные методы ОС. Использование робастных критериев позволяет подавить грубые ошибки, не выявленные на этапе априорной достоверизации ТИ.

3. Метод КУ легко позволяет учитывать ограничения в форме равенств. Для учета ограничений в форме неравенств при ОС по КУ перспективным является использование метода внутренней точки, который позволяет одновременно проводить ОС на основе робастных критериев.

4. Лучшие результаты при ОС не полностью наблюдаемых схем дает использование прогнозов узловых нагрузок в ненаблюдаемых узлах, полученных на основе нейросетевых моделей прогнозирования.

5. Важным направлением развития методов ОС в современных условиях является декомпозиция задачи ОС при расчете децентрализованных ЭЭС большой размерности.

### ЛИТЕРАТУРА

1. Гамм А.З., Колосок И.Н. Обнаружение грубых ошибок в телеизмерениях в электроэнергетических системах. – Новосибирск: Наука, 2000. – 152 с.
2. Новые информационные технологии в задачах оперативного управления электроэнергетическими системами / Н.А. Манов, Ю.Я. Чукреев, М.И. Успенский и др. - Екатеринбург: УрО РАН, 2002. – 205с.
3. В.М. do Coutto Filbo, А.М. Leite do Silva and D.M. Falcao. Bibliography on Power System State Estimation (1968-1989) // IEEE Trans. on PWRs, 1990. – Vol.10, N 2. – Pp. 229-240.
4. Monticelly. Electric power system state estimation // Proceedings of the IEEE, 88(2), February, 2000. – Pp. 229-240.
5. Гамм А.З. Статистические методы оценивания состояния электроэнергетических систем. - М.: Наука, 1976. – 220 с.

6. **Методы решения задач** реального времени в электроэнергетике / А.З. Гамм, Ю.Н. Кучеров, С.И. Паламарчук и др. – Новосибирск: Наука, 1991. – 293 с.
7. **Гамм А.З., Голуб И.И.** Наблюдаемость электроэнергетических систем. – М.: Наука, 1990. – 220 с.
8. **Гамм А.З., Эм Л.В.** Достоверизация телесигналов при оценивании состояния // Электронное моделирование, 1990. – Т.12. – №2. – С. 79-84.
9. **Методы оценки** дисперсий измерений в электроэнергетических системах / А.З. Гамм, А.М. Глазунова, И.Н. Колосок, В.В. Овчинников // Электричество, 1997. – №7. – С. 2-9.
10. **Курейчик В.В.** Эволюционные методы решения оптимизационных задач. – Таганрог: ТГРУ, 1999. – 72 с.
11. **K.A. Clements, G.R. Krumholz, P.W. Davis.** Power System State Estimation with Measurement Deficiency: An Observability / Measurement Placement Algorithm // IEEE Trans. on PWRs, 1983. – Vol. PAS – 102, N 7. – Pp. 2012-2020.
12. **M. Ayres, P.H. Haley.** Bad data groups in power system state estimation // IEEE Trans. on PWRs, 1986. – Vol. 1, N3. – Pp. 1-5.
13. **M.B. Do Couto Filho, J.C.S. Souza, F.M.F. de Marcus, M.Th. Schilling.** Identifying Critical Measurement & Sets for Power System State Estimation // Proc. of 2001 IEEE Porto Power Tech Conference on CD ROM.
14. **K. Nishiya, J. Hasegawa and T. Koike.** Dynamic State Estimation Including Anomaly Detection and Identification for Power System. // IEE Proc., September 1982. – Vol. 129. – Pp. 192-198.
15. **Динамическое оценивание** состояния электроэнергетических систем с исключением плохих данных / ВЦП. № Г-03258. – М., 1981. – 35 с. (Пер. статьи из журнала: Дэнки гаккай ромбунси, 1979. – Вып. 99. – № 7. – С. 457-463).
16. **Колосок И.Н.** Использование метода топологического анализа при обнаружении плохих данных в алгоритмах реального времени // Информационное обеспечение диспетчерского управления в электроэнергетике. – Новосибирск: Наука, 1985. – С. 52-59.
17. **Герасимов Л.И.** Корреляционный метод достоверизации измерений перетоков в реальном времени // Информационное обеспечение диспетчерского управления в электроэнергетике. – Новосибирск: Наука, 1985. – С. 80-90.
18. **Колосок И.Н., Глазунова А.М.** Достоверизация телеизмерений в ЭЭС с помощью искусственных нейронных сетей // Электричество, 2000. – № 10. – С. 18-24.
19. **Колосок И.Н., Глазунова А.М.** Достоверизация критических измерений с помощью ИНС // Энергосистема: управление, качество, безопасность: Сб. тр. Всерос. научно-технич. конф. – Екатеринбург: УГТУ, 2001. – С.122-125.
20. **L. Mili, V. Phaniraj, P.J. Rousseuw.** Last median of squares estimation in Power Systems // IEEE Trans. on PWRs, 1991. – Vol. 6, No.2. – Pp. 511-523.
21. **P.J. Huber.** Robust Estimation of a Location Parameter // Annals of Mathematical Statistics, 1964. – Vol.35. – Pp. 73-101.
22. **Merrill N.M., Schweppe F.C.** Bad data suppression in power system state estimation // IEEE Trans. PAS, 1971. – N6. – Pp. 718-725.
23. **Гамм А.З., Голуб И.И.** Сенсоры и слабые места в электроэнергетических системах. – Иркутск: СЭИ СО РАН, 1996. – 99 с.
24. **Mili, N.S. Cheniae, N.S. Vichare, P.J. Rousseuw.** Robust State Estimation Based on Projection Statistics. // Paper № 95WM216-2 PWRs, presented at the IEEE /PES 1995 Winter Meeting, NYC. January 29 – February 2, 1995.
25. **Писанецкий С.** Теория разреженных матриц. – М.: Наука и техника, 1988. – 255 с.
26. **Чукреев Ю.Я., Хохлов М.В., Готман Н.Э.** Применение искусственных нейронных сетей в задачах оперативного управления режимами ЭЭС. – Сыктывкар: Коми НЦ УрО РАН, 2000. – 24 с.
27. **Гамм А.З., Колосок И.Н.** Усовершенствованные алгоритмы оценивания состояния электроэнергетических систем // Электричество, 1987. – №11. – С. 25-29.
28. **M.Ramirez-Arredondo, E. Barocio, O.L. Chacon.** The Affine-Scaling Dual Algorithm as an Alternative to Solve the Power System State Estimation Problem. // IEEE Power Engineering Review, June 1999. – Pp. 50-52.
29. **Решетов В.И., Ишкин В.Х.** Современные средства связи и телемеханики // Инновации в энергетических технологиях: Доклады юбилейной научно-практической конференции, посвященной 50-летию ИПК госслужбы. – М., 2002. – С. 76-79.
30. **Программно-вычислительный комплекс «Оценка»** оценивания состояния ЭЭС в реальном времени / Ю.А. Гришин, И.Н. Колосок, Е.С.Коркина и др. // Электричество, 1999. – №2. – С. 8-16.

31. **Яковлева Т.С.** Комплекс программ формирования сбалансированного режима на основе алгоритмов логической достоверизации и оценивания в условиях недостаточности телеизмерений // Вестник ВНИИЭ - 97, ЭНАС. – М., 1996.
32. **Гришин Ю.А., Плотников И.Л.** Адаптивный комплекс динамического оценивания состояния // Информационное обеспечение диспетчерского управления в электроэнергетике. – Новосибирск: Наука. Сиб. отд-е, 1985. – С. 119-130.
33. **А.М. Glazunova.** Neural network-based load forecasting for power system reliability support // Proceedings of the Int. Symposium on power engineering. Kazan, Russia, 10-14 September 2001. Vol. II. – Kazan state power engineering University, 2001. – Pp. 281-285.
34. **Бэнн Д.В., Фармер Е.Д.** Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки / Пер. с англ. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 200 с.
35. **Antonio Piras.** These “A Multiresponse structural connectionist model for short term electrical load forecasting”. – Lausanne. EPFL, 1996. – 174 p.
36. **Шумилова Г. П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б.** Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных сетей // Электричество, 1999. – №10. – С.6–13.
37. **Kab-Ju-Hwang, Myubg-Kook Yang, Sung-Woo Cho.** Daily Load Forecasting Using the Self-Organizing Map. // Proc. The International Conference on Electrical Engineering, 1998. – Vol.2. – Pp. 429-432.
38. **Колосок И.Н., Заика Р.А.** Оценивание состояния ЭЭС с помощью генетических алгоритмов // Математические и информационные технологии в энергетике, экономике, экологии. Ч.2. Информационные технологии в энергетике: Сб. докладов VII Всерос. семинара. – Иркутск: ИСЭМ СО РАН, 2003. – С. 58-61.
39. **Гамм А.З., Гришин Ю.А.** Распределенная обработка информации в автоматизированных системах диспетчерского управления энергосистемами // Распределенная обработка информации: Сб. трудов Пятого Международного семинара. – Новосибирск, 1995. – С. 243-247.

*Об авторе.*

**Колосок Ирина Николаевна**, 1948 г. р. В 1972 г. окончила электромеханический факультет Ленинградского политехнического института. В 1986 г. защитила кандидатскую диссертацию в Новосибирском электротехническом институте. Ведущий научный сотрудник ИСЭМ СО РАН, до 1975 г. работала в Иркутском отделении института "Энергосетьпроект". Область научных интересов – оценивание состояния и достоверизация телеинформации при управлении электроэнергетическими системами, в том числе с использованием методов искусственного интеллекта.