

# Методы прогнозирования потерь мощности в электроэнергетических системах

БАЛАМЕТОВ А.Б., ХАЛИЛОВ Э.Д.

*Расчеты потерь электрической энергии традиционно являются одними из самых востребованных расчетов, выполняемых при проектировании, нормировании и управлении режимами электрических сетей. В математической модели потерь должны учитываться обобщенные характеристики режима, наиболее сильно влияющие на их значение. Для прогнозирования переменных потерь применяется аппарат регрессионного анализа. Предлагаются подходы имитационного моделирования и получения регрессионных зависимостей методами факторного планирования экспериментов, наименьших квадратов и нейросетевых технологий. Приводится сопоставление методов получения регрессионных зависимостей на тестовых и реальных схемах с использованием разработанного программного обеспечения.*

**Ключевые слова:** электроэнергетическая система, установившиеся режимы, потери мощности, регрессионные модели, искусственная нейронная сеть

Актуальность расчета потерь электроэнергии и мощности в современных условиях электроэнергетического рынка возросла. Об этом свидетельствуют многочисленные публикации в периодической печати и методические указания. Основными проблемами настоящего времени являются оценка потерь в электрических сетях различного класса напряжения, оценка потерь от транзита мощности и энергии, адресное разнесение потерь между продавцами и покупателями в условиях рыночных отношений, нормирование потерь, мероприятия по снижению потерь.

Расчеты потерь электрической энергии – важнейший показатель экономичности их работы, традиционно являются одними из самых востребованных расчетов, выполняемых при проектировании, нормировании и управлении режимами электрических сетей. Расчёты потерь необходимы при составлении и анализе балансов мощности и электроэнергии (ЭЭ) по каждой энергосистеме с оценкой эффективности мероприятий по вводу компенсирующих устройств, средств регулирования напряжения и реактивной мощности и др. В связи с этим актуальным является проведение исследований по совершенствованию методик расчёта фактических технических потерь ЭЭ в сетях и обоснование нормативных характеристик потерь ЭЭ [1–4].

*Calculations of electric power losses are traditionally among the kinds of analysis most needed in designing, standardizing, and controlling the operating conditions of electric networks. A mathematical model of losses must take into account the generalized characteristics of operating conditions having the strongest effect on their values. Variable losses are predicted using the regression analysis techniques. Approaches for carrying out simulation and obtaining regression dependences are proposed on the basis of the factor experiment planning method, least squares method, and neural network technologies. A comparison of methods for obtaining regression dependences is given on test and real configurations of power systems using the developed software.*

**Key words:** electric power system, steady-state operating conditions, power losses, regression models, artificial neural network

Основная проблема расчета потерь электроэнергии заключается в необходимости ввода и переработки большого объема разнородной информации. При этом часть информации, отражающая топологию сети и параметры схемы замещения на довольно длительном промежутке времени, является практически постоянной.

Традиционно расчеты потерь в каждом расчетном периоде основываются на серии установившихся режимов на ЭВМ по схемным и режимным параметрам сети. Эти расчеты связаны с большой размерностью, информационными проблемами и временем. Упростить и ускорить расчеты можно эквивалентным представлением сети регрессионными моделями с учетом изменчивости ее режимных параметров. Регрессионные зависимости для потерь можно получить проведением вычислительного эксперимента при варьировании режимных параметров, влияющих на потери с использованием вероятностно-статистических методов (моделей), и по ним можно получать прогноз потерь. Оперативное и краткосрочное управление с учетом прогноза имеет разную функциональную принадлежность. Оперативное управление реализуется в реальном масштабе времени, требует быстрого принятия решений и, как следствие, быстродействующих алгоритмов управления и прогнозирова-

ния в системах электроснабжения. Быстродействие может быть достигнуто за счет использования вероятностно-статистических моделей, использующих небольшой объем информации.

Получение эквивалентных характеристик электрической сети по потерям мощности, исключающих итерационные расчеты, может быть успешно использовано для решения многих задач электроэнергетики.

Трудность разнесения составляющей, связанной с потерями в электрической сети (ЭС) при передаче ЭЭ между субъектами рынка, привела к появлению различных методов распределения ответственности за потери между участниками рынка. Задачей исследователя является анализ условий, при которых становится предпочтительным тот или иной математический метод. Поэтому в условиях практического разнообразия электрических систем всегда актуальна проблема развития и поиска новых расчетных алгоритмов.

Для обеспечения надлежащего уровня надежности функционирования электроэнергетических объектов требуется совершенствование систем диспетчерского управления путем разработки новых подходов, в том числе основанных на методах искусственного интеллекта.

Имитационное моделирование потерь включает следующие этапы: выбор факторов, определяющих размерность задачи, интервалы изменения параметров режима; выполнение многовариантных расчетов на основе программы расчета установившихся режимов электрической сети по специальной схеме эксперимента; получение зависимостей с использованием аппарата регрессионного анализа; оценка погрешностей имитационных моделей; прогнозирование потерь мощности.

Технология распределенных расчетов, планирования и управления режимами больших электроэнергетических систем (ЭЭС) базируется на методе функционального моделирования [5–7]. В соответствии с принципами функционального моделирования большая ЭЭС при решении задач мониторинга и управления режимами рассматривается как совокупность составляющих ее подсистем, каждая из которых представляет в данном случае отдельное энергообъединение, работающее совместно с другими энергообъединениями.

Совместная работа энергообъединений, различия в принципах управления режимами требуют в процессе совершенствования и развития систем управления режимами ЭЭС использовать распределенные алгоритмы обработки информации о состоянии системы и выработки управляющих воздействий.

В статье рассматриваются вопросы прогнозирования режима и технологических характеристик, в частности потерь мощности в ЭЭС с использованием многофакторных регрессионных моделей имитационным моделированием на основе методов планирования многофакторного эксперимента (МПЭ), наименьших квадратов (МНК) и искусственных нейронных сетей (ИНС).

Известно, что нагрузочные потери активной мощности в сети

$$DP = \dot{a}_1 \frac{(P_1^2 + Q_1^2)R_1}{U_1^2}, \quad (1)$$

где  $P$ ,  $Q$ ,  $U$ ,  $R$  – потоки активной и реактивной мощности, модуль напряжения и активное сопротивление ветви  $l$  соответственно.

**Традиционные методы получения зависимостей потерь мощности.** Для прогнозирования потерь мощности в ЭС могут быть использованы методы, основанные на обращении матрицы узловых сопротивлений и методы на основе разложения потерь в ряд Тейлора:

$$p = p_0 + \frac{\partial p}{\partial Y} \frac{\partial X}{\partial Y} DY + \frac{1}{2} DY^T \frac{\partial X^T}{\partial Y} \frac{\partial^2 p}{\partial Y^2} \frac{\partial X}{\partial Y} DY. \quad (2)$$

При построении многофакторных регрессионных моделей часто используется функция в виде полинома Колмогорова–Габор:

$$Y(x_1, \dots, x_n) = a_0 + \dot{a}_1^1 a_1 x_1 + \dot{a}_1^2 a_1 x_1 x_2 + \dot{a}_1^3 a_1 x_1 x_2 x_3 + \dots \quad (3)$$

Здесь  $x$  – множество свободных переменных;  $a$  – вектор параметров весовых коэффициентов.

Для прогнозирования нагрузочных потерь активной мощности используется полиномиальная модель, которая является частным случаем формулы (3):

$$DP(x_1, \dots, x_k) = b_0 + \dot{a}_1^1 b_1 x_1 + \dot{a}_1^2 b_{ij} x_i x_j + \dot{a}_1^3 b_{ii} x_i^2. \quad (4)$$

Здесь  $DP$  – зависимая переменная уравнения регрессии (потери мощности);  $x_i$  и  $x_j$  – независимые переменные уравнения регрессии;  $b_0$ ,  $b_i$ ,  $b_{ij}$ ,  $b_{ii}$  – коэффициенты уравнения регрессии;  $k$  – число факторов.

Рассматриваются только потери, зависящие от токов, так как потери в стали и на корону в меньшей мере зависят от распределения мощностей.

Для определения потерь электроэнергии могут быть использованы вероятностно-статистические методы и, в частности, регрессионные зависимости. При этом выполняются следующие этапы:

формирование матрицы имитационного моделирования с учетом требований регрессионного анализа: допустимости и совместимости режимов;

формирование многовариантных расчетов в соответствии с матрицей имитационного моделирования установившихся режимов (УР) и расчет потерь мощности;

получение регрессионных зависимостей — оценка коэффициентов регрессии;

статистическая оценка значимости коэффициентов регрессии;

проверка регрессионной модели на адекватность.

Для нахождения коэффициентов уравнения регрессии (4) используют обучающую выборку, т.е. совокупность значений потерь мощности и исследуемых факторов можно получить различными способами, например проведением активного эксперимента, т.е. факторы изменяются по заранее составленному плану, отвечающему заданным требованиям.

В [3] рассмотрено получение нормативных характеристик нагрузочных потерь мощности и электроэнергии в замкнутых сетях на основе предварительно рассчитанной характеристики нагрузочных потерь мощности, имеющей вид (4) в зависимости от показателей, отражаемых в официальной отчетности, т.е. поступления или отпуска активной мощности и энергии. Эта методика реализована в программе «РАП-стандарт».

В статье рассматривается построение функциональных зависимостей потерь активной мощности для полной сети и ее фрагментов с учетом режимных и схемных параметров. Режимными параметрами являются активные и реактивные нагрузки, генерация и напряжение узлов, суммарное потребление или генерация. Схемными параметрами являются устройства продольной компенсации реактивного сопротивления ВЛ, коэффициенты трансформации трансформаторов и параметры других устройств. Такой обобщенный подход обладает более широкими возможностями при оперативном прогнозировании потерь мощности и энергии.

**Алгоритм прогнозирования потерь мощности в электрических сетях МПЭ.** В теории планирования эксперимента объект исследований принято представлять в виде «черного ящика» [8–10], а его математическая модель должна описывать функциональные связи между входными и выходными параметрами.

Предполагается, что возмущающие воздействия не поддаются контролю и являются либо случайными, либо меняются во времени. Каждый фактор  $x_i$  имеет область определения, которая должна быть установлена до проведения эксперимента. Комбинацию факторов можно представить как «точку» в многомерном пространстве, характеризующую состояние системы.

Применение МПЭ в решении задач управления режимами ЭЭС имеет следующие преимущества: возможность построения моделей сложных процессов; возможность построения моделей для полной сети и ее фрагментов, например по классам напряжений; высокая надежность получения результата.

При этом с использованием программ расчета установившегося режима на ЭВМ проводятся многовариантные расчеты, в результате обработки которых получают регрессионные модели для анализа или управления. Задача отыскания статистической связи (4) сводится к нахождению коэффициентов уравнения регрессии по результатам экспериментов. Использование МПЭ для получения уравнения регрессии (4) отличается от обычной процедуры МНК организованностью эксперимента, который проводится в определенных точках. При этом каждая независимая входная величина варьируется на двух уровнях согласно матрице планирования.

Целесообразность использования именно МПЭ для получения регрессионных моделей ЭЭС объясняется тем, что большинство целевых зависимостей, существующих в этих системах, допускают хорошую аппроксимацию моделями второго порядка [8–12].

**Планирование экспериментов.** Коэффициенты полиномов непосредственно показывают степень количественного влияния каждого из параметров на исследуемый процесс. Обычно в (3) независимые переменные  $x_i$  представляются в нормированном виде:

$$x_{in} = \frac{x_i - x_{i0}}{Dx_i}, \quad (5)$$

где  $x_{i0}$  — базисное значение переменной, принимаемое равным ее значению в середине заданного интервала;  $Dx_i$  — шаг варьирования переменной.

Нормированные величины принимают предельные значения  $\pm 1$ . Число экспериментов при полном факторном эксперименте (ПФЭ) в неполной полиномиальной модели  $N = 2^k$ ; число экспериментов ПФЭ при квадратичной модели  $N_{ob} = 2^k + 2k + 1$ .

Для построения квадратичной модели используется ортогональное центральное композиционное планирование [7–9]. При этом для ортогонализации столбцов  $x_0$  и проводится преобразование:

$$\bar{x}_i^2 = x_i^2 - j, \quad (6)$$

где  $j = \frac{2^k + 2Zv}{N_{ob}}$ .

Значение звездного плеча определяется как

$$Zv = \sqrt{\sqrt{N_{ob} 2^{(k-2)} - 2^{(k-1)}}}.$$

Коэффициенты регрессии при квадратичной модели:

$$\bar{b}_i = \frac{\sum_{m=1}^N \dot{a}_{im} DP_m}{\sum_{m=1}^N \dot{a}_{im}^2}; \quad b_{0kv} = b_0 - j \sum_{i=1}^k \dot{a}_{ii}. \quad (7)$$

Уравнения регрессии (5)–(7), полученные статистическими методами, требуют анализа, который включает оценку значимости коэффициентов найденных зависимостей и проверку адекватности уравнения в целом [8–10].

**Формирование режимов.** Для построения регрессионной модели ЭЭС все параметры ЭС разделяют на две группы: выходные (целевые) и входные варьируемые (независимые переменные). Для входных варьируемых параметров выбирается область варьирования независимых переменных. При этом необходимо стремиться, чтобы режимы были допустимыми. При применении МПЭ должны реализоваться все требования регрессионного анализа. Важнейшее значение имеет требование совместности рассчитываемых режимов и некоррелированности варьируемых факторов. Для обеспечения совместности рассчитываемых режимов по условиям баланса мощности в ЭЭС в схеме предусматривается балансирующая станция, способная обеспечить все возможные режимы электростанций согласно матрице планирования эксперимента. По сходимости уравнений УР и существованию расчетных режимов можно судить о совместности всех расчетов в принятой области варьируемых переменных. Требование некоррелированности варьируемых факторов обеспечивается выбором и изменением значений факторов независимо друг от друга. Выбор балансирующего узла оказывает влияние на значения коэффициентов уравнения регрессии.

**Программная реализация.** Для повышения эффективности получения регрессионных моделей разработан программно-вычислительный комплекс

«ПВК Regress» автоматизации процедуры множества экспериментов МПЭ и расчета УР ЭС (РУРЭС). На рис. 1 показана структурная схема получения регрессионной зависимости для прогнозирования потерь мощности методом ПФЭ.

В программу входят блоки: ввода информации о схеме и базовом режиме ЭС по унифицированному формату расчета установившихся режимов; задания общих данных для построения экспериментов – задание факторов по узлам ( $P, U, Q$ ) и их параметров (интервалы варьирования); задания факторов по ветвям – трансформаторы с комплексным коэффициентом трансформации (вольтодобавочные трансформаторы – ВДТ), устройства продольной компенсации (УПК) и их параметров для имитационного моделирования установившихся режимов; формирования плана экспериментов установившихся режимов ЭС, получения регрессионной зависимости потерь; организации многовариантных установившихся режимов; расчета УР ЭС; хране-



Рис. 1. Структурная схема получения регрессионной зависимости методом ПФЭ

ния результатов РУРЭС в архиве памяти; обработки результатов эксперимента, получения регрессионной модели, анализа свойств прогнозирования получаемых регрессионных моделей [10].

Вычислительный комплекс «ПВК Regress» разработан в среде Delphi на языке ТурбоПаскаль. Разработанный ПВК автоматически составляет матрицу планирования эксперимента, проводит серию расчетов по программе РУРЭС и после обработки полученных результатов позволяет найти коэффициенты искомой регрессионной зависимости, а также проводит проверку ошибки прогнозирования. В качестве независимых переменных приняты режимные и схемные параметры ЭЭС. Время расчета на ЭВМ определяется в основном временем многовариантных РУРЭС [11, 12].

**Пример 1.** Для иллюстрации эффективности разработанного алгоритма рассмотрим модель 14-узловой тестовой схемы IEEE (рис. 2). Схема состоит из 20 ветвей, двух генераторов, трех ИРМ, 12 нагрузочных узлов. Узел 1 принят в качестве балансирующего узла. Проведены 4-факторный ( $P_{Г2}$ ,  $U_{Г2}$ ,  $P_{НС}$ ,  $Q_{НС}$ ) и 13-факторный ( $P_{Г2}$ ,  $P_{Н}$  в узлах 4-5-6-9-10-11-12-13-14) эксперименты для получения регрессионной зависимости МПЭ. Далее приводятся результаты прогнозирования потерь от активной мощности генерации, напряжения узла 2 и суммарной активной и реактивной нагрузки схемы:  $P_{Smax} = 259,10$  МВт;  $Q_{Smax} = 80,30$  Мвар;  $P_{2Гmin} = 20$  МВт;  $P_{2Гmax} = 40$  МВт;  $U_{2min} = 140$  кВ,  $U_{2max} = 144$  кВ: активные и реактивные нагрузки узлов изменялись в соответствии с коэффициентом участия нагрузки узла в суммарной мощности схемы  $k_i = P_i / P_{СН}$ . Интервал варьирования суммарной мощности был принят равным 30% начального значения. Минимальное значение суммарной активной и реактивной нагрузки было принято рав-

ным 60% начально заданного значения нагрузок узлов ( $P_{Smin} = 128,5$  МВт и  $Q_{Smin} = 40,15$  Мвар).

Для данной схемы была получена полная регрессионная модель при числе экспериментов, равном 25. В табл. 1 приведены коэффициенты регрессии квадратичной модели четырехфакторного эксперимента, полученные методом ПФЭ для суммарных потерь активной мощности в нормированном виде.

Таблица 1

Узел	Тип фактора	Коэффициенты регрессии	
		линейные	нелинейные
2	$P_{Г}$	-0,3129	0,0016
S по схеме	$P_{S}$	4,6644	0,7644
2	$U_{Г}$	-0,1627	0,0919
S по схеме	$Q_{S}$	0,0857	-0,0210

Смешанные коэффициенты регрессии:  $b_{12} = -0,1979$ ;  $b_{13} = 0,0338$ ;  $b_{14} = 0,0179$ ;  $b_{23} = -0,0172$ ;  $b_{24} = -0,0286$ ;  $b_{34} = 0,0197$ . Погрешности модели регрессии: среднеквадратическая 0,46% и максимальная 1,69%.

Из регрессионной модели видно, что увеличение генерации активной мощности узла 2 снижает суммарные нагрузочные потери мощности. Наибольшее влияние на потери мощности оказывает рост суммарной нагрузки схемы.

Погрешности регрессионных уравнений для потерь мощности в зависимости от интервала варьирования независимых переменных методом планирования эксперимента для 4-факторного эксперимента  $P_{Г2}$ ,  $U_{Г2}$ ,  $P_{НС}$ ,  $Q_{НС}$  приведены далее:

Узел	Интервал варьирования, %	Ошибка прогноза, % среднеквадратичная/максимальная
1	10	0,06/0,14
2	20	0,11/0,28
2	50	0,58/2,11

Самым распространенным методом оценки параметров уравнения множественной регрессии является МНК.

**Регрессионные зависимости МНК** можно получить при минимизации по всем возможным значениям  $b_1, \dots, b_k$  суммы квадратов:

$$DP(b_1, \dots, b_k) = \sum_{i=1}^n (DP_m - j(b_m x_{im}))^2 \text{ @ min.} \quad (8)$$

Для получения коэффициентов  $b_1, \dots, b_k$  необходимо решить систему из  $k$  нормальных линейных уравнений с  $k$  неизвестными, которая в векторно-матричной форме имеет вид

$$X^T X b = X^T y. \quad (9)$$

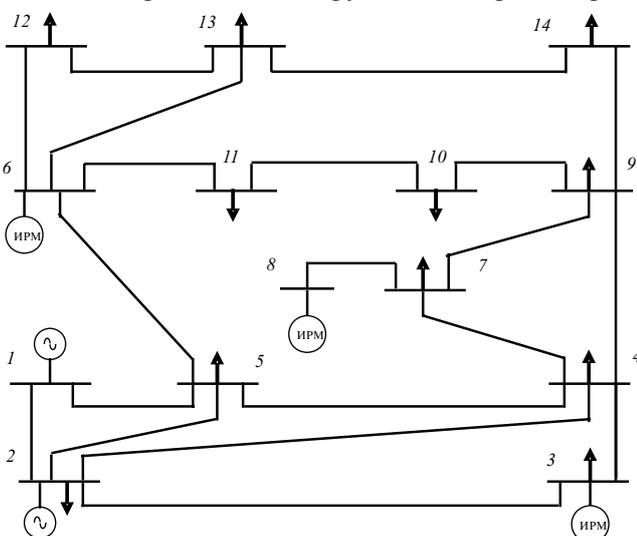


Рис. 2. 14-узловая тестовая схема IEEE

Коэффициенты полиномов непосредственно показывают степень количественного влияния каждого из параметров на исследуемый процесс. Обычно в (8) независимые переменные  $x_i$  представляются в нормированном виде. Нормированные величины принимают предельные значения  $\pm 1$ . Число экспериментов имитационного моделирования МНК должно быть больше числа коэффициентов регрессии для полной квадратичной модели.

Разработан программный модуль планирования множества экспериментов имитационным моделированием потерь МНК для получения коэффициентов уравнений регрессии.

Программа состоит из подпрограмм: ввода и вывода информации, прикладных программ генерации случайных чисел и обработки результатов эксперимента, формирования нормальных уравнений МНК и решения системы линейных уравнений (СЛУ) методом Гаусса, оценки значимости коэффициентов найденных зависимостей, проверки адекватности уравнения в целом.

**Пример 2.** Оценка эффективности распределенной генерации. В различных регионах Республики в рамках программ и развития введены восемь модульных электростанций суммарной мощностью 1150 МВт. Далее приводятся результаты прогнозирования потерь активной мощности в ЭС АО «Азербээнержи» с напряжениями 110, 220, 330, 500 кВ от активных мощностей электрических станций с помощью ПВК Аз НИ и ПИ ИЭ для 6-факторного эксперимента по схеме 2010 г. с 335 узлами и 407 ветвями для режима по контрольным замерам зимнего максимума  $P_{\max} = 3408$  МВт,  $Q_{\max} = 1755$  Мвар.

В расчетах учитывались модульные электрические станции Астара, Шеки, Баку, Хачмас, Сангачалы, Шахдаг. Интервал варьирования был принят 20% базовых значений факторов. Число экспери-

ментов имитационного моделирования расчетов установившихся режимов в соответствии с законом равномерного распределения было принято 200.

В табл. 2 приведены коэффициенты регрессии квадратичной модели в нормированном виде для 6-факторного эксперимента, полученные МНК (тип фактора  $P$ ).

Таблица 2

Номер п/п	Базовые значения факторов, МВт	Коэффициенты		Название ТЭС
		линейные	нелинейные	
1	54	-0,3684	0,0719	Хачмас
2	56	-0,4020	0,2256	Астара
3	90,3	-1,1923	0,0456	Баку
4	61,2	-0,1034	0,1100	Шеки
5	150	-0,8718	0,1282	Сангачал
6	50	-0,0901	0,0145	Шахдаг

Постоянная составляющая регрессионного уравнения  $b_0 = 92,16$ , среднеквадратическая погрешность 0,14%, максимальная 0,80%.

На рис. 3 приведена диаграмма изменения коэффициентов регрессии с восьмью факторами с учетом дефицита мощности Абшеронского энергоузла и изменения мощности ТЭС Шимал и Сумгаитская, полученных по программе REGRES-MNK для суммарных потерь активной мощности ЭЭС Азербайджана при интервале варьирования 30%

Увеличение активной мощности электрических станций распределенной генерации (РГ) приводит к снижению суммарных нагрузочных потерь мощности в ЭЭС. Наибольшее влияние на потери мощности оказывает рост генерации ТЭС Сангачалы и Баку, которые способствуют разгрузке линий

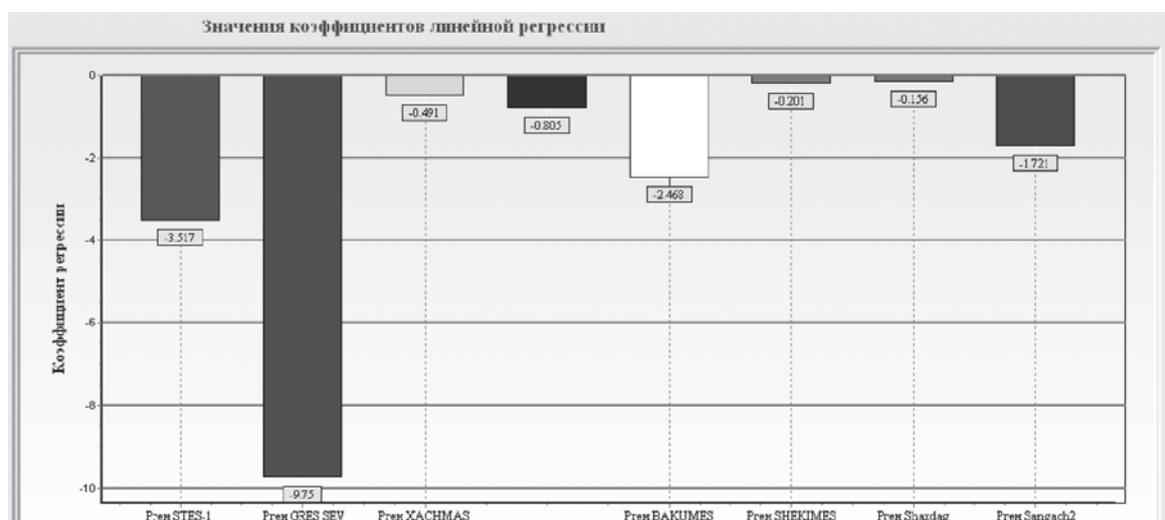


Рис. 3. Диаграмма значимости коэффициентов регрессии

Таблица 3

Интервал варьирования независимых переменных	Число экспериментов	Ошибка, % среднеквадратическая					
		среднеквадратическая			максимальная		
		полная КМ	неполная КМ	линейная модель	полная КМ	неполная КМ	линейная модель
При 3-факторном эксперименте							
20	20	0,61	0,68	0,98	1,55	1,90	3,07
50	100	0,09	0,14	0,59	0,30	0,39	2,20
20	40	0,52	0,57	0,74	2,66	3,03	3,01
20	75	0,12	0,16	0,61	0,28	0,33	1,38
20	100	0,12	0,17	0,54	0,31	0,54	1,58
При 13-факторном эксперименте							
50	200	0,08	1,15	1,86	0,35	8,99	14,97
50	400	0,09	1,12	1,82	0,34	7,29	9,47

220, 330 и 500 кВ ЭЭС. Относительно малое влияние ТЭС Шахдаг, Шеки, Хачмас и Астара связано с тем, что мощности генерации этих ТЭС больше местного потребления и происходит передача мощности по слабым связям ЛЭП к близлежащим потребителям. Потери мощности с электрическими станциями РГ составляют  $DP_{\min} = 91,8$ ; при отсутствии РГ  $DP_{\max} = 113,7$ : снижение потерь составляет 21,9 МВт. Работа энергосистемы с распределенной генерацией улучшила уровни напряжений.

В табл. 3 приведены погрешности регрессионных зависимостей для потерь мощности от числа экспериментов, интервала варьирования независимых переменных МНК для 3-факторного эксперимента ( $P_{Г2}$ ,  $P_{НС}$ ,  $Q_{НС}$ ) при точности 0,1 МВт.

Если для получения уравнения регрессии неполной квадратичной модели 13-факторного эксперимента МНК достаточно 200 экспериментов имитационного моделирования, то для получения уравнения регрессии МПЭ требуется 8219 экспериментов. Таким образом, метод получения регрессионных зависимостей с применением МНК позволяет получить регрессионные зависимости технических потерь от активных, реактивных мощностей и напряжений узлов ЭС при меньшем числе экспериментов, чем МПЭ.

**Прогнозирование потерь мощности в электрических сетях на базе ИНС.** Многие реальные процессы в ЭЭС не могут адекватно быть описаны с помощью традиционных моделей, поскольку по сути являются существенно нелинейными. В данной ситуации адекватным аппаратом для решения задач диагностики и прогнозирования могут служить специальные ИНС [13, 14], реализующие идеи предсказания и классификации при наличии обучающих последовательностей, отличающихся высо-

кой скоростью обучения и универсальными аппроксимирующими возможностями.

Наибольшее распространение в энергетике получили три вида ИНС: многослойные сети прямого распространения, сети Кохонена, рекуррентные сети Хопфильда. Нейросетевому моделированию различных задач оперативного управления ЭЭС посвящено множество исследований, что отражено в [14, 15]. Важным этапом в создании ИНС является ее обучение, которое заключается в настройке параметров ИНС. Вид ИНС определяет особенности обучения. В качестве основных этапов реализации нейросетевого подхода для решения множества разнообразных задач можно выделить: подготовку данных для тренировки сети; создание сети; обучение сети; тестирование сети; моделирование сети.

Большую роль для эффективности обучения сети играет архитектура НС. Известно, что с помощью трехслойной НС можно аппроксимировать любую функцию со сколь угодно заданной точностью [14, 15]. Точность определяется числом нейронов в скрытом слое, но при слишком большой размерности скрытого слоя может наступить явление, называемое перетренировкой сети. Для устранения этого недостатка необходимо, чтобы число нейронов в промежуточном слое было значительно меньше, чем число тренировочных образцов. С другой стороны, при слишком маленькой размерности скрытого слоя можно попасть в нежелательный локальный минимум.

Наибольший интерес представляет алгоритм обратного распространения ошибки, так как является эффективным средством для обучения многослойных нейронных сетей прямого распространения. Алгоритм минимизирует среднеквадратичную ошибку нейронной сети.

Интеллектуальные информационные системы могут использовать «библиотеки» самых различных методов и алгоритмов, реализующих разные подходы к процессам обучения, самоорганизации и эволюции при синтезе систем искусственного интеллекта (ИИ). Поскольку к настоящему времени нет ни обобщающей теории искусственного интеллекта, ни работающего образца полнофункциональной ИИ-модели, то нельзя сказать, какой из этих подходов является правильным, а какой ошибочным: скорее всего они способны гармонично дополнять друг друга. Искусственный интеллект реализуется с использованием четырех подходов: логического, эволюционного, имитационного и структурного. Все эти четыре направления развиваются параллельно, часто взаимно переплетаясь.

**Обучение многослойных ИНС.** Математически задача заключается в нахождении таких значений весовых коэффициентов, чтобы минимизировалась ошибка рассогласования между реакцией сети и требуемым откликом для всех примеров обучающей выборки. Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам:

$$\min E(w) = \sum_{i=1}^p E_p = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m (y_{ij} - d_{ij})^2, \quad (10)$$

где  $y_{ij}$ ,  $d_{ij}$  – фактическая и желаемая реакция  $j$ -го нейрона выходного слоя на  $i$ -й входной вектор соответственно;  $p$  – число образов (примеров) в обучающей выборке;  $m$  – число нейронов в выходном слое.

Все существующие методы обучения можно классифицировать на детерминированные и стохастические. В детерминированных методах используются формулы обратного распространения ошибки. В настоящее время разработаны как различные модификации алгоритма обратного распространения ошибки, так и более мощные процедуры обучения ИНС, реализующие такие методы поиска, как метод сопряженных градиентов, квазиньютоновские методы и т.п. [14, 15].

В первом случае процедура коррекции весов использует информацию о градиенте функции ошибки  $E$  и требует дифференцируемости функции активации. Минимизация функции качества выполняется на основе алгоритма градиентного спуска в пространстве весовых коэффициентов, осуществляемого последовательно для всех образов обучающей выборки.

Далее приведен алгоритм обучения ИНС с помощью процедуры обратного распространения: подать на входы сети один из возможных образов и в режиме обычного функционирования ИНС, когда

сигналы распространяются от входов к выходам, рассчитать значения последних. Далее следует рассчитать:  $d^{(N)}$  для выходного слоя; изменения весов  $Dw^{(N)}$  слоя  $N$ ;  $d^{(n)}$  и  $Dwk^{(n)}$  для всех остальных слоев,  $n=1, \dots, N$ ; скорректировать все веса в ИНС [14, 15].

Нейросетевые расширения к популярным пакетам прикладных программ значительно облегчают процесс проектирования интеллектуальных систем на ПЭВМ. Например, пакет Excel Neural Package дополняет MS Excel алгоритмами обработки данных, использующих технологии нейронных сетей.

**Применение ИНС для расчета потерь ЭЭ.** Структурная схема алгоритма применения ИНС для расчета потерь ЭЭ приведена на рис. 4. Было проведено прогнозирование потерь мощности обучением ИНС и получено вербальное описание для схемы Азерэнерджи. Максимальная ошибка расчета потерь с использованием ИНС составила менее 0,2%, СКО составила 0,1%. Результаты прогнозирования потерь мощности с использованием нейросетевых технологий показывают высокую точность.

Метод группового учета аргументов (МГУА) считается интеллектуальным обобщением регрессионного анализа [13]. От классической множественной регрессии МГУА отличается использованием специфических квадратичных критериев внешнего или внутреннего типа, а также многорядными итерационными процедурами нахождения оптимального решения задачи. В МГУА присутствуют все признаки эволюционного алгоритма – отбор и генерация нового поколения.

В зарубежной литературе частое применение находят методы прогнозирования, такие как Radial Basis Function (RBF) и Support Vector Machine (SVM).

Метод RBF общего вида – это двухслойная нейронная сеть с  $R$ -входами, каждый из которых может состоять из нескольких элементов. Сети RBF имеют ряд преимуществ перед многослойными сетями прямого распространения: моделируют произвольную нелинейную функцию с помощью всего одного промежуточного слоя, тем самым избавляя нас от необходимости решать вопрос о числе слоев; обучаются на порядок быстрее, чем с использованием алгоритма обратного распространения. Недостатки – сети RBF обладают плохими экстраполирующими свойствами и получаются весьма громоздкими при большой размерности вектора входов.

Метод SVM может обеспечить хорошее качество обобщения в задаче классификации, не обладая априорными знаниями о предметной области конкретной задачи.

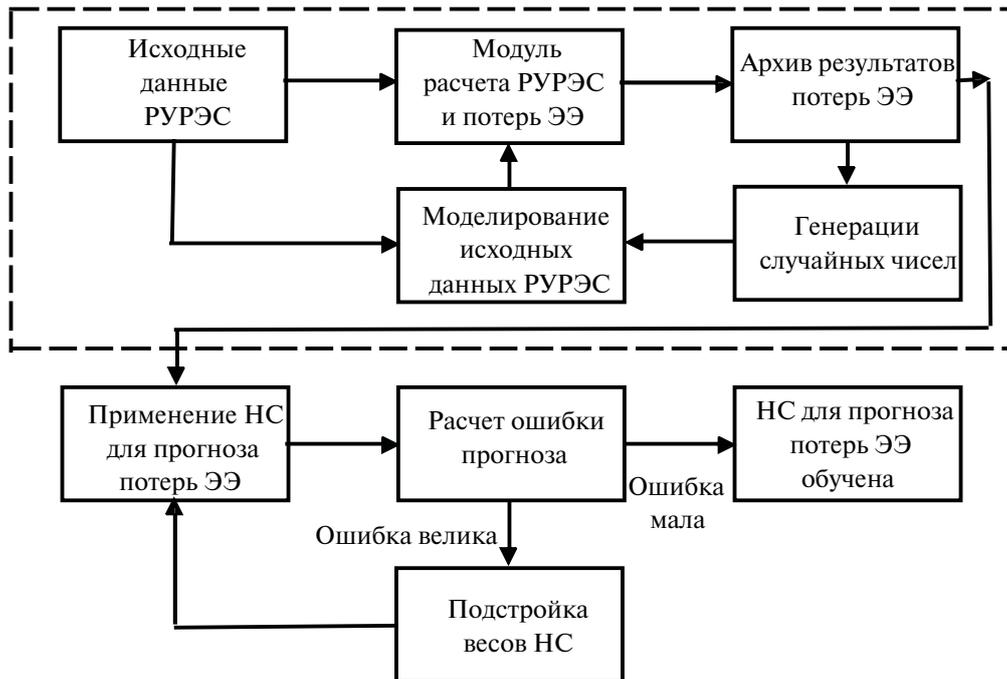


Рис. 4. Структурная схема алгоритма применения ИНС для расчета потерь ЭЭ

При сопоставлении методов аппроксимации на тестовых примерах использовано прогнозирующее программное обеспечение моделирования Predictive Modeling Software [16]. Расчеты прогнозирования потерь мощности проведены методами RBF, SVM и МГУА.

Далее рассматривается оценка эффективности оптимального размещения вольтодобавочного трансформатора (ВДТ) с комплексным коэффициентом трансформации в кольцевой неоднородной электрической сети на основе регрессионного анализа.

Математическая модель оптимального размещения ВДТ в кольцевой неоднородной электрической сети сводится к минимизации суммарных потерь

$$DP = f(k_T, P_{ij}),$$

где  $k_T$  – комплексный коэффициент трансформации трансформатора с ВДТ;  $P_{ij}$  – активная мощность, передаваемая по ветви электрической схемы.

Оптимизация места размещения ВДТ с комплексными коэффициентами трансформации на основе регрессионной зависимости проводится по следующим этапам:

формирование плана МНК с изменением коэффициентов трансформации и передаваемой по сечению схемы активной мощности в соответствии со случайными числами;

проведение многовариантных расчетов УР для плана МНК;

получение регрессионной зависимости по МНК;

определение факторов существенно влияющих на снижение потерь активной мощности по коэффициентам регрессии;

принятие решения по месту размещения ВДТ с комплексным коэффициентом трансформации.

**Пример 3.** Оценка эффективности введения комплексного коэффициента трансформации в неоднородную электрическую сеть. Выбор места размещения ВДТ проводится на участке кольцевой сети АО «Азерэнержи» (рис. 5). Рассматривались варианты схемы развития для режима передачи по кольцевой схеме ВЛ 220 и 500 кВ 1000, 1500 МВт и ввода комплексного коэффициента трансформации в АТР: 330/220 кВ (ветвь 3–7) на ПС Мингечаур; АТР 550/220 кВ на ПС Абшерон (ветвь 4–6).

Результаты регрессионной зависимости, полученные по МНК для квадратичной модели четы-

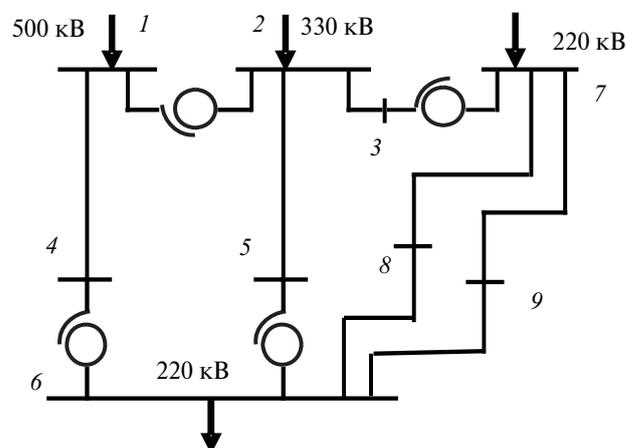


Рис. 5. Участок электрической сети АО «Азерэнержи» с неоднородностью

рехфакторного эксперимента приведены в табл. 4 ( $b_0 = 6,337$ ).

Таблица 4

Ветви с ВДТ с поперечным регулированием	Тип фактора	Коэффициенты	
		линейные	нелинейные
АТР 330/220 кВ (ветвь 3–7)	$K_{\text{тпоп1}}$	3,8373	146,6349
АТР 330/220 кВ (ветвь 5–6)	$K_{\text{тпоп2}}$	2,0832	155,9605
АТР 500/220 кВ (ветвь 4–6)	$K_{\text{тпоп3}}$	-21,6859	431,3484
Суммарная активная мощность схемы	$P_{\text{наг}}$	-0,0081	0,000027

Анализ результатов уравнения регрессии показывает варианты снижения неоднородности путем установки ВДТ на АТР 330/220 кВ (ветвь 3–7) или на АТР 330/220 кВ (ветвь 5–6) и на АТР 500/220 кВ (ветвь 4–6). Не исключается вариант установки УПК или FACTS на ВЛ 1-я (ветвь 2–5) и 2-я (ветвь 1–4) Абшеронские. Коэффициенты трансформации АТ ВДТ равны: в ветви 3–7  $k_{3,7} = 1,435 - j(0,0,18)$ , в ветви 5–6  $k_{5,6} = 1,5 + j(0,0,05)$  и в ветви 4–6  $k_{4,6} = 2,122 + j(0,0,06)$ .

Из трех ВДТ на схеме рис. 5 наиболее сильное влияние на снижение потерь активной мощности оказывает установка ВДТ на АТР 500/220 кВ (ветвь 1–4) и ВДТ на АТР 330/220 кВ (ветвь 3–7). Оптимальным является  $k_{3,7} = 1,435 - j0,18$  или  $k_{4,6} = 2,122 + j0,06$ . Оптимальные режимы достигаются разгрузкой ВЛ низкого напряжения и загрузкой ВЛ более высокого напряжения активной мощностью.

При этом приняты следующие допущения. Предварительный поиск места размещения ВДТ проводится последовательным поэтапным приближением при неизменной продольной составляющей коэффициента трансформации; ограничения на напряжения узлов и на допустимые значения передаваемой по элементам сети активной мощности не учитываются.

Получены также зависимости для суммарных потерь от двух факторов: при установке ВДТ только на АТР 330/220 кВ (ветвь 3–7) и передаче по ВЛ 220 и 500 кВ мощности 1000, 1500 МВт. К примеру, ниже приводится уравнение регрессии с двумя факторами при установке ВДТ на АТР 330/220 кВ с целью снижения передачи мощности по ВЛ 220 кВ и увеличения ее по ВЛ 330 и 500 кВ от поперечного коэффициента трансформации ВДТ на АТР 330/220 кВ ( $K_{\text{тпоп}}$ ) и от нагрузки сечения передачи ( $P_{\text{Н}}$ ):

$$DP_{\text{Н}} = 6,83 - 0,0083P_{\text{Н}} + 3,668T_{\text{поп}} + 145,281K_{\text{тпоп}}^2 +$$

$$+ 0,0326K_{\text{тпоп}}P_{\text{Н}} + 0,00002644P_{\text{Н}}^2.$$

На рис. 6 приведена зависимость потерь активной мощности при нагрузке 1200 МВт в узле 6.

Опасные режимы возникают при отключении одной из ВЛ: Мингечаур-Абшерон 220 кВ, или 1-й Абшеронской 330 кВ или 2-й Абшеронской 500 кВ.

Потери мощности, МВт

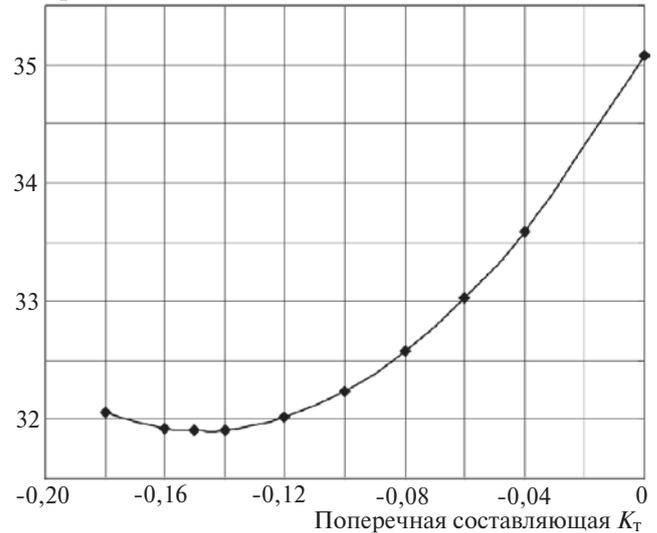


Рис. 6. Зависимость потерь активной мощности от поперечного коэффициента трансформации

Сопоставление методов получения регрессионных зависимостей. Метод получения регрессионных зависимостей имитационным моделированием потерь мощности с применением МНК позволяет получить регрессионные зависимости технических потерь от активных, реактивных мощностей и напряжений узлов ЭС при меньшем числе экспериментов, чем при МПЭ.

Из сравнительного анализа методов получения регрессионных зависимостей для потерь мощности МПЭ, МНК и ИНС следует преимущество МПЭ при размерности задачи до 10 факторов, МНК – более 10 факторов при почти одинаковой точности получения результата. При МНК существенно экономится время.

Сравнительная оценка детерминированных методов расчета потерь мощности с помощью аппарата нейронных сетей показывает преимущество последнего, которое заключается в точности расчета.

В МГУА каждая модель настраивается и с применением МНК находят значения параметров. Описание функции усложняется и теряется наглядность. Точность прогнозирования не всегда достаточная.

Метод RBF использует всего один промежуточный слой, сеть обучается быстрее, чем с использованием алгоритма обратного распространения.

Сеть обладает плохими свойствами и получается весьма громоздкой при большой размерности вектора входов.

Метод SVM может обеспечить хорошее качество обобщения, не обладая априорными знаниями о предметной области задачи. Алгоритм обучения носит общий характер и имеет более широкую область применения.

Применение методов RBF, SVM и МГУА для прогнозирования потерь мощности особых преимуществ не имеет.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Поспелов Г.Е., Сыч Н.М.** Потери мощности и энергии в электрических сетях/Под ред. Г.Е. Поспелова. — М.: Энергоиздат, 1981.
2. **Воротницкий В.Э., Железко Ю.С., Казанцев В.Н. и др.** Потери электроэнергии в электрических сетях энергосистем. — М.: Энергоатомиздат, 1983.
3. **Железко Ю.С.** Методы расчета нормативов технологических потерь электроэнергии в электрических сетях. — Электричество, 2006, № 12.
4. **Баламетов А.Б.** Методы расчета потерь мощности и энергии в электрических сетях энергосистем. — Баку: Елм, 2006.
5. **Воропай Н.И., Ретанц К., Суханов О.А.** Мониторинг и прогнозирование режимов совместно работающих энергообъединений и управление ими. — Электричество, 2011, № 4.
6. **Гамм А.З., Глазунова А.М., Гришин Ю.А. и др.** Методы прогнозирования параметров режима электроэнергетических систем для целей мониторинга и управления. — Электричество, 2011, № 5.
7. **Суханов О.А., Шаров Ю.В.** Иерархические модели в анализе и управлении режимами электроэнергетических систем. — М.: Издат. дом МЭИ, 2007.
8. **Мамедяров О.С.** Регрессионный анализ установившегося режима электрических систем. — Электричество, 1982, № 5.
9. **Гусейнов Ф.Г., Мамедяров О.С.** Планирование эксперимента в задачах электроэнергетики. — М.: Энергоатомиздат, 1988.

10. **Налимов В.В., Чернова Н.А.** Статистические методы планирования экстремальных экспериментов. — М.: Наука, 1965.

11. **Баламетов А.Б., Халилов Э.Д.** Прогнозирование потерь мощности в электрических сетях методом планирования эксперимента. — Проблемы энергетики, 2010, № 2.

12. **Balametov A.B., Halilov E.D.** Automating the receipt of the regression equations for power losses predicting (TPE-2011). — The Seventy Intern. Conf. on Technical and Physical Problems of Power Engineering, Lefkosa Turkish Republic of Northern Cyprus, 7–9 Yule 2011.

13. **Ивахненко А.Г.** Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. — Киев: Техніка, 1975.

14. **Федотов В.Х.** Нейронные сети в MS Excel. — Чебоксары, 2004.

15. **Balametov A.B., Halilov E.D.** Forecasting of electric power losses in electric networks of power systems with application of artificial neural networks. — The Third Intern. Conf. «Problems of cybernetics and informatics», Baku (Azerbaijan), 6–8 September 2010.

16. **Sherrod P.H.** Predictive Modeling Software: www.dtre.com

[09.01.13]

*Авторы: Баламетов Аишаф Баламет оглы окончил факультет энергетики Азербайджанского института нефти и химии им. М. Азизбекова в 1971 г. по специальности «Электрические станции». В 1994 г. защитил докторскую диссертацию «Модели и методы управления режимами электрических сетей с ВЛ СВН» в Новосибирском техническом университете. Заведующий научно-исследовательской лабораторией АЗНИ и ПИ института энергетики.*

*Халилов Эльман Дамир оглы окончил физический факультет Азербайджанского государственного университета в 1984 г. В 2000 г. защитил кандидатскую диссертацию «Оптимизация режимов электрических сетей по напряжению и реактивной мощности методом линейного аппроксимирующего программирования» в АЗНИИ энергетики и энергетического проектирования. Главный специалист АЗНИ и ПИ института энергетики.*

\* \* \*

### Уважаемые авторы!

Редакция публикует при каждой статье краткие сведения об авторах на русском и английском языке. В связи с этим просим вас при направлении статьи в редакцию сообщать:

- полные имена и отчества всех авторов;
- какой факультет, какого вуза и когда закончил;
- когда получил ученую степень, где и по какой тематике (теме) была защита;
- место работы и должность.

Кроме того, напоминаем, что на каждую статью следует представлять реферат (не менее 100 слов) на русском и английском языках (включая название), а также ключевые слова.