



ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ ДЛЯ АНАЛИЗА И УПРАВЛЕНИЯ

Баламетов А.Б., Халилов Э.Д.

Азербайджанский Научно-Исследовательский и Проектно-Изыскательский
институт Энергетики

Реферат – Одним из универсальных методов прогнозирования переменных потерь в электроэнергетической системе является метод регрессионного анализа. Для прогнозирования потерь в электроэнергетической системе предлагается использовать подходы имитационного моделирования и получения регрессионных зависимостей методом факторного планирования экспериментов и методом наименьших квадратов. Для повышения точности прогнозирования предлагается использование метода группового учета аргументов и нейросетевых технологий. Приводится сопоставление методов получения регрессионных зависимостей на тестовых примерах.

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

PREDICTION OF POWER LOSSES IN POWER SYSTEMS FOR ANALYZE AND CONTROL

Balametov A.B., Halilov E.D.

Azerbaijan Scientific-Research and Design-Prospecting Institute of Energy

Abstract - One of the generic variables predict the losses in the power system is the method of regression analysis. To predict the losses in the power system is proposed to use the approaches of simulation and obtaining a regression method factor experimental design and the method of least squares. To improve the accuracy of forecasting suggests the use of group method of data and neural network technology. A comparison of methods for regression in tests is given.

Keywords: power system, stationary modes, the power loss, the regression model, artificial neural network.

PROGNOZAREA PIERDERILOR DE PUTERE A SISTEMELOR ENERGETICE PENTRU ANALIZĂ ȘI DIRIJARE

Balametov A.B., Halilov E.D.

Institutul științific de cercetare și Institutul de energetică de proiectare și cercetare din Azerbaidjan

Rezumat – Una din metodele universale de prognozare a pierderilor variabile în sistemele energetice sunt metodele de analiză regresivă. Pentru prognozarea pierderilor în sistemul energetic se propune utilizarea metodelor de imitare a modelării și obținerea dependențelor regresive prin metoda planificării factoriale a experimentelor și metoda pătratelor minime. Pentru majorarea exactității de prognozare se propune utilizarea dependențelor regresive pe baza exemplurilor de test.

Cuvinte cheie: sistem electroenergetic, regim staționar, pierderi de putere, modele regresive, rețea neuronală artificială.

1. ВВЕДЕНИЕ

Актуальность расчета потерь электроэнергии и мощности в современных условиях электроэнергетического рынка возросла. Об этом свидетельствуют многочисленные публикации в периодической печати. Одной из основных задач управления режимами является оценка потерь в электрических сетях (ЭС) различного класса напряжения, оценка потерь от транзита мощности и энергии, адресное разнесение потерь между продавцами и покупателями, нормирование потерь, мероприятия по снижению потерь.

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 расчета. Упростить 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.

Оперативное управление реализуется в реальном масштабе времени, требует быстрого принятия решений, быстродействующих алгоритмов управления и прогнозирования в системах электроснабжения. Быстродействие может быть достигнуто за счет использования вероятностно-статистических моделей, использующих небольшой объем информации при расчете коэффициентов модели. Поэтому в некоторых случаях используется более упрощенный подход, основанный на построении регрессионных зависимостей потерь мощности. Получение эквивалентных характеристик электрической сети по потерям мощности, исключая итерационные расчеты, может быть успешно использовано для решения многих задач электроэнергетики.

Потери электроэнергии (ЭЭ) в ЭС – важнейший показатель экономичности их работы. Расчёты потерь необходимы при составлении и анализе балансов мощности и 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.

В настоящее время оценка потерь в ЭС различного класса напряжения, от транзита мощности, адресное разнесение потерь между продавцами и покупателями, нормирование потерь и т.д. становятся приоритетными задачами в ЭС.

Технология распределенных расчетов, планирования и управления режимами больших ЭЭС базируется на методе функционального моделирования [1-3]. При решении задач мониторинга и управления режимами рассматривается как совокупность составляющих подсистем ЭЭС, каждая из которых представляет в данном случае отдельное энергообъединение, работающее совместно с другими энергообъединениями.

Разработаны методики, алгоритмы и соответствующее программное обеспечение для расчета потерь ЭЭ в ЭС для расчёта фактических технических потерь ЭЭ [4, 5].

Далее рассматриваются вопросы использования для прогнозирования режима и технологических характеристик в частности потерь мощности в электроэнергетических системах (ЭЭС) с применением имитационного моделирования и на основе: метода планирования многофакторного эксперимента (МПЭ), наименьших квадратов (МНК), группового учёта аргументов (МГУА), и искусственных нейронных сетей (ИНС).

2. ТРАДИЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ПОЛУЧЕНИЯ ЗАВИСИМОСТЕЙ ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ

Для прогнозирования потерь мощности в ЭС могут быть использованы методы, основанные на

обращении матрицы узловых сопротивлений, методы на основе разложения потерь в ряд Тейлора [4]:

$$\pi = \pi_0 + \frac{\partial \pi}{\partial Y} \cdot \frac{\partial X}{\partial Y} \Delta Y + \frac{1}{2} \Delta Y^T \cdot \frac{\partial X^T}{\partial Y} \cdot \frac{\partial^2 \pi}{\partial Y^2} \cdot \frac{\partial X}{\partial Y} \Delta Y \quad (1)$$

Для определения потерь ЭЭ 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 режимов и расчет потерь мощности; получение регрессионных зависимостей - оценка коэффициентов регрессии; статистическая оценка значимости коэффициентов регрессии; проверка регрессионной модели на адекватность.

2.1. Алгоритм прогнозирования потерь мощности в электрических сетях методом планирования эксперимента

В теории планирования эксперимента объект исследований [6-8] принято представлять в виде «черного ящика», а его математическая модель описывает функциональные связи между входными и выходными параметрами. В общем случае объект исследования можно представить в виде структурной схемы, показанной на рис.1.

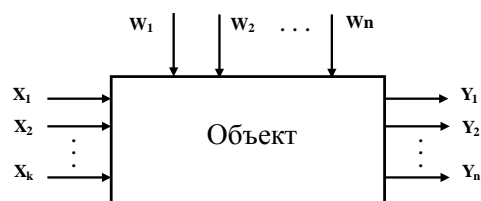


Рис.1 Структурная схема применения МПЭ.

Здесь x_i управляющие (входные) независимые переменные, которые называются факторами; выходные параметры y_i , которые называются параметрами состояния; w_i - возмущающие воздействия. Диапазон изменения факторов x_i или число значений, которое они могут принимать, называется уровнем фактора.

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.

На практике целью МПЭ является установление зависимости в виде полиномиальной модели

$$\Delta P = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i x_i + \sum_{i=1}^k b_{i,j} x_i x_{ij} + \sum_{i=1}^k b_{ii} x_i^2, \quad (2)$$

где ΔP - зависимая переменная уравнения регрессии (потери мощности); x_i и x_j - независимые переменные уравнения регрессии; $b_0, b_i, b_{i,j}, b_{ii}$ - коэффициенты уравнения регрессии; k - число факторов.

Здесь рассматриваются только потери, вызванные активным сопротивлением элементов сети, т. е. потери, зависящие от токов, так как потери в стали, и потери на корону в меньшей мере зависят от распределения мощностей.

Применение МПЭ в решении задач управления режимами ЭЭС отличают 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 (2) сводится к нахождению коэффициентов уравнения регрессии по результатам экспериментов. Использование МПЭ для получения уравнения регрессии (2) отличается от обычной процедуры метода наименьших квадратов организованностью эксперимента (расчета), который проводится в определенных точках. При этом каждая независимая входная величина варьируется на двух уровнях согласно матрице планирования, т. е. предусматривается осуществление активного эксперимента в системе.

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 [6-7].

2.2. Формирование экспериментов МПЭ

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

$$x_{in} = \frac{x_i - x_{i0}}{\Delta x_i}, \quad (3)$$

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

Нормированные величины принимают предельные значения ± 1 . Количество экспериментов при полном факторном эксперименте (ПФЭ) в неполной полиномиальной модели $N=2^k$. Количество экспериментов полного факторного эксперимента ПФЭ при квадратичной модели $N_{ob} = 2^k + 2 \cdot k + 1$.

Для построения квадратичной модели используется ортогональное центральное композиционное планирование [6-8]. При этом для ортогонализации столбцов x_0 и проводится преобразование:

$$\bar{x}_i^2 = x_i^2 - \varphi \quad (4)$$

$$\text{где } \varphi = \frac{2^k + 2 \cdot Z_v}{N_{ob}}$$

Определение значения звездного плеча производится по

$$Z_v = \sqrt{\text{Nob} \cdot 2^{(k-2)} - 2^{(k-1)}}.$$

Оценка коэффициентов регрессии при квадратичной модели определяется:

$$b_i = \frac{\sum_{m=1}^N x_{im} \cdot \Delta P_m}{\sum_{m=1}^N x_{im}^2}, \quad b_{0kv} = b_0 - \varphi \sum_{i=1}^k b_{ii} \quad (5)$$

Уравнения регрессии, полученные статистическими методами, требуют анализа, который включает оценку значимости коэффициентов найденных зависимостей и проверку адекватности уравнения в целом. Для проведения статистической оценки значимости коэффициентов b_i используется критерий Стьюдента. Адекватность уравнения проверяется по критерию Фишера [6-8].

2.3. 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 установившихся режимов (УУР) 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. Однако расчеты по этим моделям при одинаковых значениях варьируемых факторов, включая и нагрузку балансирующего узла, при правильно построенных экспериментах дадут почти одинаковые результаты.

2.4. Программная реализация

В целях повышения эффективности получения регрессионных моделей разработан программно-вычислительный комплекс («ПВК-Regress») автоматизации процедуры множества экспериментов МПЭ и расчета установившихся режимов (РУРЭС) [9,10]. На рис. 2 показана структурная схема получения регрессионной зависимости для прогнозирования потерь мощности методом ПФЭ. Программа состоит из блока ввода информации о схеме и базовом режиме ЭС по унифицированному формату расчета

установившихся режимов; блока задания общих данных для построения экспериментов: задание факторов по узлам (P,U,Q) и их параметров (интервалы варьирования); задание факторов по ветвям ($K_{\text{тпр}}$, $K_{\text{тпоп}}$, УПК и т.д.) и их параметров для имитационного моделирования установившихся режимов; блока формирования плана экспериментов установившихся режимов ЭС получения регрессионной зависимости потерь. Блок организации многовариантных установившихся режимов. Блок расчета установившихся режимов (РУРЭС). Блок хранения результатов РУРЭС в архиве памяти. Обработки результатов эксперимента, получения регрессионной модели, анализа свойств прогнозирования получаемых регрессионных моделей [2]. «ПВК Regress» разработан в среде Delphi на языке ТурбоПаскаль. Разработанный ПВК автоматически составляет матрицу планирования эксперимента, проводит серию расчетов по программе РУРЭС, а затем после обработки полученных результатов, позволяет найти коэффициенты искомой регрессионной зависимости, а также проводит проверку ошибки прогнозирования. В качестве независимых переменных приняты генерации активной и реактивной мощности электрических станций, напряжения узлов и суммарные активные и реактивные нагрузки ЭЭС. Время расчета на ЭВМ определяется в основном временем многовариантных расчетов установившихся режимов (РУРЭС) [9,10].

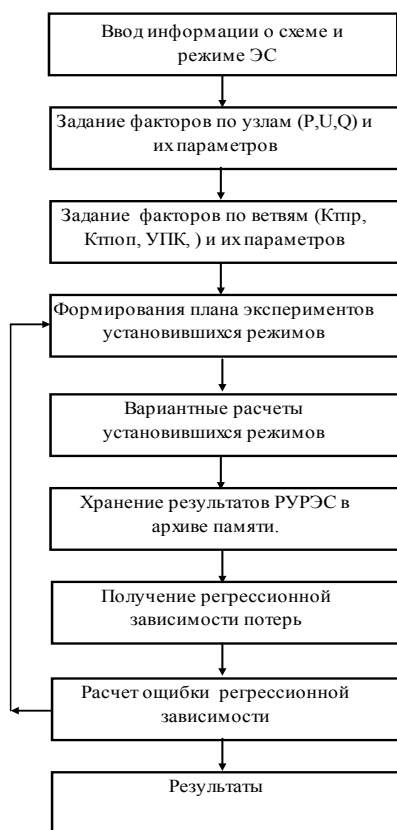


Рис. 2. Структурная схема получения регрессионной зависимости для прогнозирования потерь мощности

3. ПРИМЕР 1

Для иллюстрации эффективности применения рассмотрим модель 16-и узловой схемы (рис.3) Азербээнержи при шаге варьирования мощности равном 50% от исходно заданного.

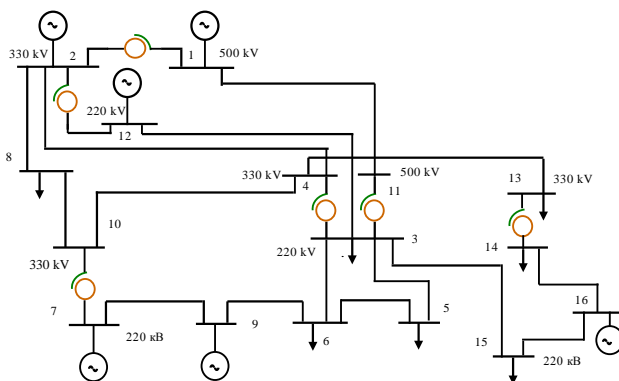


Рис. 3. 16-и узловая эквивалентная схема Азербээнержи

В таблицах 1 и 2 приведены коэффициенты уравнения регрессии для прогнозирования потерь мощности в виде полной квадратичной модели.

Таблица 1. Коэффициенты квадратичной модели регрессии ($B_0 = 49.543$)

b_{ij}	2	3	4	5	6
1	0.9180	0.0867	0.7697	-4.7666	-0.0069
2		0.7682	1.2135	-13.0612	-0.0355
3			0.1319	-1.9674	-0.0204
4				-6.0603	-0.0107
5					0.6021

Таблица 2. Смешанные коэффициенты регрессии

№	Название узла	Тип фактора	Коэффициенты	
			линейные	нелинейные
1	STES-1	P	1.3173	1.329
2	Шимал ТЭС	P	4.2234	6.767
3	БАКТЭС-1	P	-0.4704	0.360
4	SHIR220	P	1.6042	1.382
5	Сумма-Pн	P	12.2802	19.876
6	Сум-ТЭС	Q	1.6797	0.662

При этом среднеквадратическая ошибка (СКО) составила 0.78%, а максимальная ошибка составила 2.12%.

ПВК для прогнозирования потерь мощности позволяет: возможность построения моделей нормативных характеристик потерь мощности для полной сети и ее фрагментов, прогнозирование потерь активной мощности от транзита мощности, использование в уравнениях баланса мощности при оптимизации режима по активной мощности. ПВК позволяет получить также регрессионные зависимости технических потерь от напряжения; выявить составляющие потерь или сумму долей потерь в отдельных объектах ЭЭС; обеспечивает простоту получения результата при формировании зависимости искомых параметров от заданных.

4. ПОЛУЧЕНИЕ РЕГРЕССИОННЫХ ЗАВИСИМОСТЕЙ ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДА НАИМЕНЬШИХ КВАДРАТОВ

Зависимость, выражающую закон изменения потерь от значений независимых переменных X представляется в виде (2) [11].

Имитационное моделирование многовариантных режимов производится генерацией случайных чисел (ГСЧ) для каждого независимого переменного.

Оценивание неизвестных коэффициентов модели методом наименьших квадратов (МНК) состоит в минимизации по всем возможным значениям b_1, \dots, b_k суммы квадратов

$$\Delta P(b_1, \dots, b_k) = \sum_{i=1}^n (\Delta P_m - \varphi(b_m x_{im}))^2 \rightarrow \min. \quad (6)$$

Для поиска значений коэффициентов b'_1, \dots, b'_k необходимо решить систему из k нормальных линейных уравнений с k неизвестными, которая в векторно-матричной форме имеет вид:

$$X^T X b' = X^T y \quad (7)$$

Для проведения статистической оценки значимости коэффициентов b_i используется критерий Стьюдента. Адекватность уравнения проверяется по критерию Фишера.

Коэффициенты полиномов непосредственно показывают степень количественного влияния каждого из параметров на исследуемый процесс.

Обычно в (7) независимые переменные x_i представляются в нормированном виде. Нормированные величины принимают предельные значения ± 1 .

Количество экспериментов имитационного моделирования МНК должно быть больше чем коэффициенты регрессии для полной квадратичной модели.

Разработан программный модуль планирования множества экспериментов имитационным моделированием потерь и применением 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, и проверки адекватности уравнения в целом.

5. МЕТОД ГРУППОВОГО УЧЕТА АРГУМЕНТОВ (МГУА)

МГУА считается, интеллектуальным обобщением регрессионного анализа [11]. 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.

Форма многорядного представления моделей МГУА, где в каждом слое локализуются достаточно простые функции (полиномы не более 2 порядка от двух переменных), но общая целостная модель представляет чрезвычайно сложную конструкцию, содержит много общего с описываемыми далее моделями искусственных нейронных сетей.

В многорядной полиномиальной модели "полное" описание регрессионной модели от m факторов

$$y = F(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (8)$$

заменяется последовательностью рядов "частных" описаний:

-первый ряд селекции – $y_1 = f(x_1, x_2), y_2 = f(x_1, x_3), \dots, y_s = f(x_{m-1}, x_m)$, где $s = C_m^2$;

-второй ряд селекции – $z_1 = f(y_1, y_2), z_2 = f(y_1, y_3), \dots, z_p = f(y_{s-1}, y_s)$, где $p = C_s^2$ и т.д.

Общая результирующая сложность модели (8) зависит, таким образом, от двух факторов – вида частного описания f и количества рядов селекции.

Каждое частное описание является функцией только двух переменных. Поэтому коэффициенты такого регрессионного уравнения могут быть легко определены даже по небольшому числу наблюдений обучающей последовательности методом наименьших квадратов.

Различные модификации многорядного алгоритма отличаются друг от друга по виду опорной функции f [11]. Усложнение модели в этом случае происходит только за счет увеличения числа учитываемых аргументов: на первом ряду селекции синтезируются модели, содержащие по 2 аргумента, на втором - по 3 или 4, на третьем - до 8 аргументов и т.д.

Многорядные алгоритмы при использовании нелинейных опорных функций, позволяют получить модели практически любой сложности, так как на каждом ряду селекции степень полинома удваивается. Исходную выборку предварительно разделяют случайным образом на две статистически однородные части: обучающую и проверочную последовательности. Для этого все имеющиеся экспериментальные точки ранжируются, т.е. располагаются в ряд по величине дисперсии. Точки с четными номерами образуют первую последовательность, а точки с нечетными номерами – вторую последовательность.

6. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТЕРЬ МОЩНОСТИ В ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЯХ МЕТОДОМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

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 искусственные нейронные сети (ИНС) [12], реализующие идеи предсказания и классификации при наличии обучающих последовательностей, отличающиеся высокой скоростью обучения и

универсальными аппроксимирующими возможностями.

Далее рассматривается возможность прогнозирования потерь мощности в ЭС энергосистем с применением искусственных нейронных сетей в виде вербального описания. 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 [12]. 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 нейронной сети (НС). Известно, что при помощи трехслойной НС можно аппроксимировать любую функцию со сколь угодно заданной точностью [12]. 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 образов. 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 модели, то нельзя сказать, какой из этих подходов является правильным, а какой ошибочным: скорее всего они способны гармонично дополнять друг друга. ИИ реализуется с использованием четырех подходов: логического, эволюционного, имитационного и структурного.

6.1. 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:

$$\min E(w) = \sum_{i=1}^p E_p = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m (y_{ij} - d_{ij})^2, \quad (9)$$

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

Все существующие методы обучения можно классифицировать на детерминистские 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. [12].

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

Ниже 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. Рассчитать $\delta^{(N)}$ для выходного слоя. Рассчитать изменения весов $\Delta w^{(N)}$ слоя N ; рассчитать соответственно $\delta^{(n)}$ и $\Delta w_{jk}^{(n)}$ для всех остальных слоев, $n=1, \dots, N$; скорректировать все веса в ИНС [12].

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.

6.2. Применение ИНС для расчета потерь ЭЭ

Блок схема алгоритма применения ИНС для расчета потерь ЭЭ приведена на рис.4.

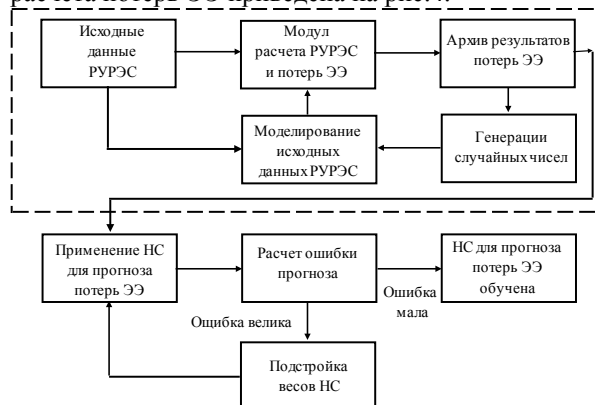


Рис.4. Блок схема алгоритма применения ИНС для расчета потерь ЭЭ.

Было произведено прогнозирование потерь мощности обучением ИНС и получено вербальное описание для примера схемы Азербээнерджи. Максимальная ошибка расчета потерь с использованием ИНС составила менее 0.2%, СКО составила 0.1%. Результаты прогнозирования потерь мощности использование нейросетевых технологий показывают высокую точность [13].

6.3. Пример 2

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

В расчетах учитывались модульные электрические станции Астара, Шеки, Баку, Хачмас, Сангачал, Шахдаг. Шаг варьирования был принят 20% от базовых значений факторов. Количество экспериментов имитационного моделирования расчетов установившихся режимов в соответствии с законом равномерного распределения было принято 200.

На рис. 5 приведена диаграмма изменения линейных коэффициентов регрессии суммарных потерь активной мощности ЭЭС, полученных методом МНК по 6-и факторному эксперименту от активной мощности электрических станций.

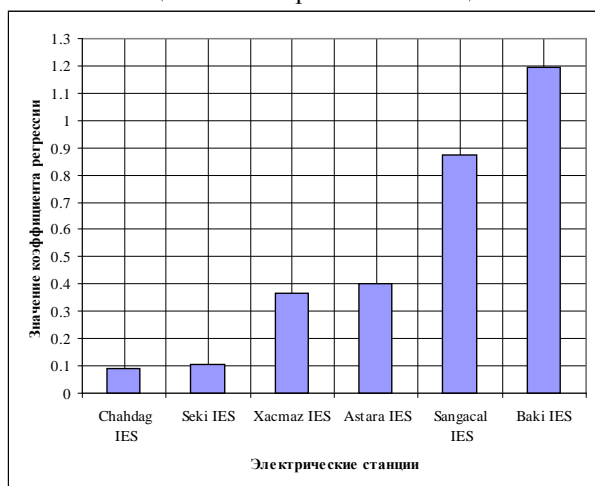


Рис. 5. Диаграмма значимости коэффициентов регрессии.

Из диаграммы видно, что 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 Сангачал и Баку, которые способствуют к разгрузке ЛЭП 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 $\Delta P_{\min}=91.8$; при отсутствии РГ $\Delta P_{\max}=113.7$. Снижение потерь от РГ составляет 21.9 МВт. Работа энергосистемы с распределенной генерацией улучшила уровни напряжений.

6.4. Пример 3

Выбор оптимального значения комплексного коэффициента трансформации в кольцевой сети АО «Азербээнерджи» с неоднородностью. Рассматривались варианты схемы развития для режима передачи по кольцевой схеме ВЛ 220 и 500 кВ 1000÷1500 МВт и вводом комплексного коэффициента трансформации в АТР: 330/220 кВ на ПСТ Мингечаур; АТР 550/220 кВ на ПСТ Абшерон.

Регрессионная зависимость потерь активной мощности

$$\Delta P_H = 10.1287 - 0.01113 \cdot P_H + 12.6479 \cdot K_{T_{III}} + 290.1482 \cdot K_{T_{III}}^2 + 0.0304 K_{T_{III}} \cdot P_H$$

Регрессионная зависимость перетока активной мощности для группы ВЛ 220 кВ

$$P_{\text{пад } 220} = 77.93 + 0.1462 \cdot P_H + 1423.91 \cdot K_{T_{III}} + 278.848 \cdot K_{T_{III}}^2 - 0.02 \cdot K_{T_{III}} \cdot P_H$$

7. СОПОСТАВЛЕНИЕ МЕТОДОВ ПОЛУЧЕНИЯ РЕГРЕССИОННЫХ ЗАВИСИМОСТЕЙ

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

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 количестве экспериментов, чем МПЭ.

Из сравнительного анализа методов получения регрессионных зависимостей для потерь мощности МПЭ, МНК и ИНС следует преимущество МПЭ при размерности задачи до 9 факторов, МНК более 9 факторов при почти одинаковой точности получения результата регрессионной зависимости. При этом МНК существенно экономит время. ИНС имеют преимущество, когда требуется высокая точность получения результата.

8. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Для прогнозирования потерь в электрических сетях, предлагается использовать регрессионные зависимости. Регрессионные зависимости

формируются по результатам имитационного моделирования потерь путем расчета установившегося режима и применением статистических методов.

2. Разработан ПВК, позволяющий автоматизировать процесс получения эквивалентных характеристик по потерям мощности в электрических сетях и регрессионных моделей для полной сети и их фрагментов по классам напряжений.

3. Проведено сравнение методов получения регрессионных зависимостей для прогнозирования потерь в электрических сетях энергосистем и установлено, что применение МНК, ПФЭ и МГУА более предпочтительно с точки зрения меньшей сложности, МНК предпочтительно по сравнению с ПФЭ при количестве факторов более чем 8-10, применение МГУА имеет преимущества при варьировании переменных в более широких пределах, более высокая точность регрессионной модели, достигается при использовании подхода, предусматривающего применение нейросетевых технологий.

4. Получены регрессионные модели оперативного прогнозирования потерь мощности в Азербайджанской ЭЭС в зависимости от уровня распределенной генерации. Существующая расстановка распределенной генерации позволяет снизить потери мощности до 22 МВт.

ЛИТЕРАТУРА

- [1]. Воропай Н.И., Ретанц К., Суханов О.А. *Мониторинг и прогнозирование режимов совместно работающих энергообъединений и управление ими*. Электричество, № 4, 2011, с. 7-12.
- [2]. Гамм А.З., Глазунова А.М., Гришин Ю.А., Курбацкий В.Г., Сидоров Д.Н., Спириев В.А., Томин Н.В. *Методы прогнозирования параметров режима электроэнергетических систем для целей мониторинга и управления*. Электричество, № 5, 2011, с. 17-26.
- [3]. Суханов О.А., Шаров Ю.В. *Иерархические модели в анализе и управлении режимами электроэнергетических систем*. М.: Издательский дом МЭИ, 2007. – 312 с.
- [4]. Железко Ю.С. *Методы расчета нормативов технологических потерь электроэнергии в электрических сетях*. - Электричество, 2006, № 12.
- [5]. Баламетов А.Б. *Методы расчета потерь мощности и энергии в электрических сетях энергосистем*. - Баку: Елм, 2006, - 337 стр.
- [6]. Мамедяров О.С. *Регрессионный анализ установившегося режима электрических систем*. Электричество– 1982, № 5, с. 19-24.
- [7]. Гусейнов Ф.Г., Мамедяров О.С. *Планирование эксперимента в задачах электроэнергетики*. - М.: Энергоатомиздат, 1988.- 151 с.

- [8]. Налимов В. В., Чернова Н. А. *Статистические методы планирования экстремальных экспериментов*. — М.: Наука, 1965.
- [9]. Баламетов А.Б., Халилов Э.Д. *Прогнозирование потерь мощности в электрических сетях методом планирования эксперимента*. Проблемы энергетики 2010, № 2, стр. 17-25.
- [10]. A.B. Balametov, E.D. Halilov. *AUTOMATING THE RECEIPT OF THE REGRESSION EQUATIONS FOR POWER LOSSES PREDICTING. TPE-2011*. The Seventh International Conference on Technical and Physical Problems of Power Engineering, 7-9 Yuli 2011 LEFKOSA, TURKISH Republik of northern cyprus, p, 181-185.
- [11]. Ивахненко А. Г. *Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами*. – Киев: Техніка, 1975.
- [12]. В.Х. Федотов. *Нейронные сети в MS Excel*. Чебоксары, 2004, 72 с.
- [13]. 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 International “Problems of cybernetics and informatics”, Baku, Azerbaijan, 6-8 September, 2010, Volume II, pp 84-87.

Биографии



Баламетов Ашраф Баламет оглы 1947 года рождения..

Окончил факультет Энергетики Азербайджанского института Нефти и Химии им. М.Азизбекова в 1971 году по специальности «Электрические станции». В 1980 году в ЭНИН им. Г.М.Кржижановского (Москва) защитил кандидатскую диссертацию на тему «Повышение эффективности методов решения установившегося режима сложных электрических сетей».

В 1994 г. защитил докторскую диссертацию в Новосибирском техническом университете (Россия) по теме «Модели и методы управления режимами электрических сетей с ВЛ СВН». Работал младшим, старшим научным сотрудником, руководителем научно-исследовательского сектора, заведующим отделом, заместителем директора. В настоящее время заведующий научно-исследовательской лабораторией Аз НИ и ПИ Института Энергетики. Профессор, по специальности «электрические станции и электроэнергетические системы». Публикации: всего-205, включая монографии-3, изобретения-12, патентов-3. balametov.aznie@gmail.com



ХАЛИЛОВ ЭЛЬМАН ДАМИР ОГЛЫ 1962 г. рождения. Окончил физический факультет Азербайджанского Государственного Университета в 1984 году по специальности физик. В 2000 году защитил кандидатскую диссертацию в АзНИИ Энергетики и Энергетического Проектирования по теме «Оптимизация режимов электрических сетей по напряжению и реактивной мощности методом линейного аппроксимирующего программирования». Главный специалист Аз НИ и ПИ Института Энергетики. elmanhalilov2010@mail.ru