

## О ПРИМЕНЕНИИ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ РАСЧЕТАХ УСТАНОВИВШИХСЯ РЕЖИМОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЕЙ

БАЛАМЕТОВ А.Б., ХАЛИЛОВ Э.Д.

*Азербайджанский Научно-Исследовательский и Проектно-изыскательский институт Энергетики*

**Реферат.** Вопросы применения искусственных нейронных сетей в расчетах установившихся режимов электрических сетей являются недостаточно исследованными. В связи с этим в данной статье рассматриваются принципы применения искусственных нейронных сетей при расчетах установившихся режимов электрических сетей.

Расчет установившихся режимов электрических сетей (РУРЭС) занимает основное место в практике работы оперативно-диспетчерских служб ЭЭС на всех территориальных и временных уровнях управления и планирования. РУРЭС используются как самостоятельно, так и в составе задач оптимизации режимов, расчета, анализа, нормирования потерь энергии и планирования мероприятий по снижению потерь энергии в ЭС.

Следует отметить, что число узлов и ветвей больших энергосистем достигают несколько тысяч, в силу чего для расчета установившихся режимов электрических систем необходимо решать нелинейную систему алгебраических уравнений соответствующего порядка численными методами. Наиболее распространенная форма математической модели, используемая для расчета установившегося режима, записывается в виде уравнения узловых напряжений в виде баланса мощностей в узлах, удовлетворяющих законам Кирхгофа для электрической сети и представляемых системой неявных функций [1]:

$$W(X, Y)=0, \quad (1)$$

где  $W$  – вектор-функция, обычно, небаланс мощности в узлах;  $X$  и  $Y$  – вектор столбцы зависимых и независимых параметров режима.

Для решения нелинейных уравнений установившихся режимов высокого порядка используются различные численные методы первого и второго порядка. В АзНИИ и ПИ ИЭ разработаны эффективные алгоритмы и программы расчета установившихся режимов электрических сетей, обеспечивающие высокую надежность сходимости, экономичное использование оперативной памяти ЭВМ с применением: метода Зейделя с вторичной коррекцией; сочетание метода Зейделя для основной сети и метода Ньютона для отдельных подсхем; быстродействующего метода с разделением; вторые порядковые методы, а также методом стохастической аппроксимации при вероятностно-заданной исходной информации и интегрированная система мониторинга для РУРЭС.

Поведение ЭЭС в рабочих условиях является сильно нелинейным, анализ и моделирование традиционными методами требуют больших ресурсов ЭВМ, что вызывает необходимость внедрения новых современных способов управления энергосистемами. С этой точки зрения перспективным является направление, связанное с применением методов искусственного интеллекта (ИИ), в частности искусственных нейронных сетей, которые получили достаточно широкое распространение в промышленно развитых странах и показали свою высокую эффективность [2-6, 10, 11].

Введено множество моделей, различающихся вычислительной сложностью и сходством с реальным нейроном. Одна из важнейших - формальный нейрон рис.1. НС, построенные из таких нейронов, могут сформировать произвольную многомерную функцию на выходе [4,5]. Нейрон состоит из взвешенного сумматора и нелинейного элемента. Функционирование нейрона определяется формулами:

$$s = \sum_i w_i x_i, \quad y = F(s - \theta) \quad (2)$$

где  $x_i$  - входные сигналы, совокупность всех входных сигналов нейрона образует вектор  $x$ ;  $w_i$  - весовые коэффициенты, совокупность весовых коэффициентов образует вектор весов  $w$ ;  $s$  - взвешенная сумма входных сигналов, значение  $s$  передается на нелинейный элемент;  $\theta$  - пороговый уровень данного нейрона;  $F$  - функция активации.

Нейрон имеет несколько входных сигналов  $x$  и один выходной сигнал  $y$ . Параметрами нейрона, определяющими его работу, являются: вектор весов  $w$ , пороговый уровень  $\theta$  и вид функции активации  $F$ . Основные виды функций активации, получившие распространение в искусственных НС являются: логистическая функция, гиперболический тангенс, экспонента, участки синусоиды, Гауссова кривая и т.д. Выбор функции активации определяется: спецификой задачи, удобством реализации на ЭВМ, алгоритмом обучения. Чаще всего вид нелинейности не оказывает принципиального влияния на решение задачи. Однако удачный выбор может сократить время обучения в несколько раз. Часто используемой является логистическая функция активации (сигмоида) нейрона  $\varphi(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}$  (3), где  $\alpha$  – постоянная.

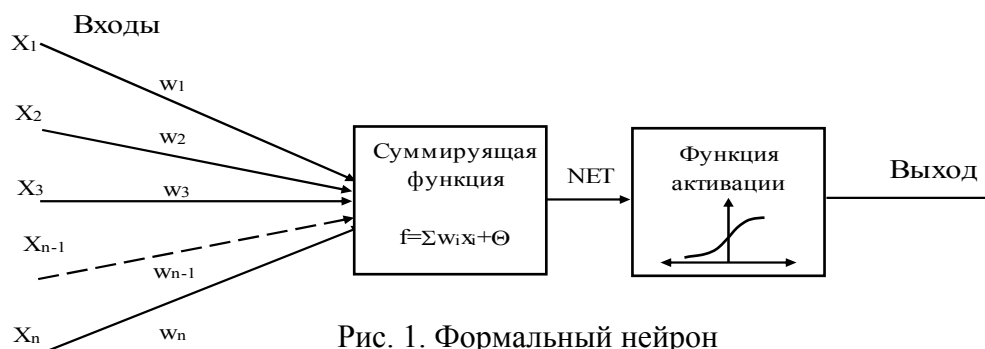


Рис. 1. Формальный нейрон

Хорошо обученная нейросеть (НС) обладает способностью не только правильно реагировать на входные данные, предъявленные в процессе обучения, но справляться с любыми другими наборами данных из допустимого пространства входных сигналов.

С точки зрения топологии, среди нейронных сетей выделяют полносвязные сети, где каждый нейрон передает свой выходной сигнал остальным сигналам и самому себе; многослойные сети, где нейроны объединяются в слои и слабосвязанные сети, т.е. нейронные сети с локальными связями. Нет строго определенной процедуры для выбора количества нейронов и количества слоев в НС. Чем больше количества нейронов и количества слоев, тем шире возможности НС, тем медленнее она обучается и работает и тем более нелинейной может быть зависимость вход-выход. Количество нейронов и слоев связано со сложностью задачи; с количеством данных для обучения; с требуемым количеством входов и выходов сети; с имеющимися ресурсами, т.е. памятью и быстродействием ЭВМ, на которой моделируется НС.

В задачах электроэнергетики методы ИИ нашли свое применение в основном при прогнозировании нагрузки, прогнозировании температуры окружающей среды для прогнозирования нагрузки, управлении потоков энергии в сети, обеспечении максимальной мощности, регулировании нагрузки, диагностики состояния оборудования станции и электрической сети, оценки устойчивости энергосистемы, моделировании загрязнения окружающей среды энергоблоками и т.д. [4].

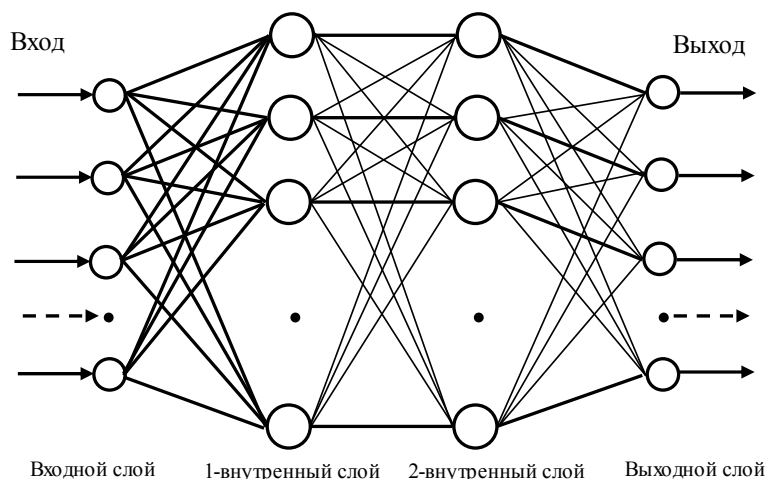
В последнее время в странах СНГ также возрос интерес к применению методов ИИ в решении задач электроэнергетики. В [6] для РУРЭС, оптимизации режимов ЭЭС по активной, реактивной мощности, коэффициентам трансформации были применены генетические алгоритмы. В [2-4] приводится обзор применения искусственных НС (ИНС) для решения задачи управления в электроэнергетике. В [7-8] ИНС были применены для краткосрочного прогнозирования нагрузки и расхода топлива. В [1,9] для определения ошибок в задании исходных данных при расчете режимов были применены методы ИИ. Следует отметить, что имеется очень мало публикаций по применению ИНС для РУРЭС.

Рассмотрим многослойную нейронную сеть (рис.2).

Математически нейронная сеть с одним скрытым слоем описывается выражением

$$z_k = \sum_{j=1}^h w_{i=jk}^{\text{out}} \varphi \left( \sum_{i=1}^p w_{ij}^{\text{hid}} r_i + w_{0j}^{\text{hid}} \right) + w_{ok}^{\text{hid}} \quad k = 1, 2, \dots, q, \quad (4)$$

где  $r_i$ ,  $z_k$  – компоненты входного и выходного вектора размерности  $p$  и  $q$  соответственно;  $w_{ij}^{\text{hid}}$  и  $w_{jk}^{\text{out}}$  – весовые коэффициенты связей нейронов скрытого и выходного слоя соответственно;  $\varphi(\bullet)$  – функция активации нейрона, удовлетворяющая условиям нелинейности и дважды дифференцируемости;  $h$  – число нейронов в скрытом слое.



**Рис. 2.** Структура нейронной сети для расчета установившегося режима ЭС.

В общем виде ИНС выполняет функциональное преобразование между входом и выходом.

Применение ИНС для задачи расчета установившегося режима заключается в аппроксимации законов, связывающих заданные и искомые параметры режима (4) и формировании тем самым явной функции  $X=F(Y)$ . Восстановление функциональной зависимости  $X=F(Y)$  в классе функций (3), реализуемых ИНС, выполняется на выборке реализаций режимов вне реального времени. При оперативных расчетах режимов ЭЭС обученные ИНС практически мгновенно воспроизводят на выходе значения искомых переменных вектора  $X$ , соответствующие заданным на входе значениям вектора  $Y$ . Отсутствие итеративного характера решения обеспечивает высокую степень быстродействия метода расчета режимов, базирующегося на ИНС.

Применение многослойной нейронной сети предполагает замену расчета установившегося режима его аппроксимацией. Такая постановка приемлема, если погрешность нейросетевого расчета не выходит за рамки допустимой.

Способность нейронной сети (4) с нейронами типа (3) и ограничением на веса  $w_{ij(jk)} \leq 1$  аппроксимировать непрерывные функции оценивается константой Липшица,

вычисляемой по формуле согласно [2,4,10]:

$$L_{\text{ИНС}} \leq c^{-m} \sqrt{pq} \prod_{i=1}^m h_i \quad (5)$$

где  $m$  – число скрытых слоев;  $h_i$  – число нейронов в  $i$ -м скрытом слое;  $p$  и  $q$  – число входных и выходных переменных;  $c$  – параметр функции активации.

Сложность аппроксимации функции  $X=F(Y)$ , представленной обучающей выборкой, задается выборочной оценкой константы Липшица:

$$L_{\text{выб}} = \max \frac{\|X_n^i - X_n^j\|}{\|Y_n^i - Y_n^j\|} \quad (6)$$

где  $X_n^i$  и  $Y_n^i$  – соответственно входные и выходные  $i$ -е вектора обучающей выборки, компоненты которых нормированы в диапазон  $[-1; 1]$ .

Функцию  $X=F(Y)$  можно реализовать с помощью заданной ИНС только тогда, когда выполняется условие:  $L_{\text{выб}} \leq L_{\text{ИНС}}$

Выборка режимов для построения ИНС представляет собой множество пар взаимосвязанных векторов  $X$  и  $Y$ , покрывающих пространство возможных режимов функционирования ЭЭС. Предварительный расчет режимов осуществляется на основе численных экспериментов с математической моделью (4), часть из которых используется для обучения ИНС, а остальные – для тестирования. С целью получения нейросетевой модели высокого качества выборка должна удовлетворять требованиям однозначности (непротиворечивости), равномерности и представительности.

Вычислительный процесс по формированию обучающей выборки организуется таким образом, чтобы в него входили только апериодически устойчивые, физически осуществимые в реальных условиях режимы. В противном случае обучение нейронной сети на неоднозначной выборке будет невозможным. Формирование однозначной выборки режимов обеспечивается за счет [4,10]: представления генерирующих узлов активными мощностями и модулями напряжений; в этом случае среди множества решений, в отличие от задания генераторов параметрами  $P_g$  и  $Q_g$ , существует одно решение, определяющее апериодически устойчивый режим, допустимый по техническим ограничениям, а область устойчивых режимов совпадает с областью расчетной устойчивости; применением расчетного метода по параметру, сохраняющему постоянство знака якобиана при непрерывном движении по траектории сходящегося итерационного процесса Ньютона от стартовой точки  $X^0$ , соответствующей апериодически устойчивому режиму, и обеспечивающему, тем самым, устойчивость рассчитываемого режима; контролем устойчивости режима по знаку якобиана; в точке решения знак якобиана должен соответствовать знаку якобиана для режимов в устойчивой области; решение принимается по условиям допустимости уровней напряжений в узлах.

ИНС способна аппроксимировать функции в условиях сильной неравномерности распределения выходных векторов  $X$  в пространстве решений. Для получения качественной модели желательно иметь равномерную обучающую выборку. Очевидным методом расчета обучающей выборки можно считать генерирование случайным образом по равномерному закону инъекций в узлах  $Y$  с последующим определением итерационными методами комплексов напряжений  $X$ . Недостаточное наполнение в области утяжеленных режимов приводит к ухудшению аппроксимационных и интерполяционных свойств нейросетевой модели и снижению точности расчета установившегося режима. Равномерное распределение векторов  $X$  в выборке обучения достигается решением обратной задачи: генерированием случайным образом комплексов напряжений  $X$  с последующим расчетом по уравнениям инъекций мощности  $Y$ . Однозначность выборки гарантируется ограничением области задания  $X$  по условиям допустимости и проверкой устойчивости решений по знаку якобиана.

Известно, что чем больше обучающая выборка, тем точнее модель. С другой стороны чрезмерное увеличение объема выборки приводит к затягиванию процесса обучения ИНС. На сегодняшний день не существует универсального правила, в соответствие с которым можно установить достаточный объем выборки. Большинство предложенных критериев требуют, чтобы количество примеров обучения превышало количество регулируемых параметров ИНС как минимум в два раза, ссылаясь на то, что в противном случае ИНС теряет обобщающую способность. В ряде других работ показано, что точностные свойства модели сохраняются, когда имеется избыточное количество весовых коэффициентов относительно размерности выборки. В любом случае определение достаточного размера выборки зависит от специфики решаемой задачи и единственное целесообразное, хотя и менее конструктивное, решение этой проблемы заключается на наш взгляд в проведении ряда экспериментальных расчетов для выборок различной длины.

Исследование различных архитектур ИНС для расчета установившегося режима ЭЭС в представленном разделе ограничено классом традиционных многослойных сетей. Определение структуры ИНС сводится к выбору подходящей модели нейрона, достаточного числа нейронов в скрытом слое  $h$ , входных и выходных параметров и формы их представления на основании результатов экспериментальных расчетов. Исходя из принятой модели нейрона с сигмоидной функцией активации (3) определению подлежит параметр  $c$ , характеризующий крутизну нелинейного преобразования  $\varphi(\cdot)$ . Чем меньше значение  $c$ , соответственно, чем круче график преобразования, тем сеть обучается дольше, однако достигается меньшая ошибка обучения.

Экспериментальными расчетами по построению и тестированию нейросетевых моделей для РУР различных схем ЭЭС можно установить приближенную эмпирическую зависимость оптимального числа нейронов в скрытом слое ИНС от числа узлов. Теоретически для аппроксимации функции считается достаточным одного скрытого слоя нейронов, введение дополнительных слоев зачастую позволяет снизить размерность ИНС и соответственно улучшить процесс обучения сети при сохранении ее точностных свойств. Преимущества введения дополнительных скрытых слоев нейронной сети требует дополнительного анализа.

В качестве переменных вектора  $X$  могут использоваться: модули и фазы напряжений в узлах  $U$  и  $\delta$ ; вещественные и мнимые составляющие напряжений  $U_a$  и  $U_r$ . В приводимых выше примерах использовалась полярная форма представления комплексов напряжений  $U$  и  $\delta$ .

Повышение точности нейросетевой модели возможно за счет введения предобработки входных параметров ИНС с целью уменьшить выборочную оценку константы Липшица  $L_{\text{выб}}$  и тем самым снизить уровень сложности решаемой задачи. Предобработка заключается в увеличении расстояния между входными векторами  $\|Y_n^i - Y_n^j\|$ , где  $i \neq j$  [4, 10]. Наиболее простой путь – разбить диапазоны входных переменных на несколько интервалов. Это приводит к замене  $i$ -го входного сигнала  $k$ -мерным вектором. Наибольший эффект от такой интервальной предобработки достигается при выборе таких входных переменных, числа интервалов и положения точек разбиений, при которых обеспечивается максимальное уменьшение выборочной оценки константы Липшица  $L_{\text{выб}}$ . С увеличением числа разбиений, соответственно с уменьшением  $L_{\text{выб}}$ , погрешность расчета значительно уменьшается. Более детальное изучение и развитие методов предобработки при построении ИНС следует исходить из свойств исследуемого объекта – ЭЭС.

Для обучения многослойных нейронных сетей требуется обобщить процедуру наименьших квадратов для обеспечения настройки весовых коэффициентов связей,

входящих в скрытые нейроны. Более приемлемым вариантом при этом является распространение сигналов ошибки от выходов НС к ее входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы [4]. Минимизируемой целевой функцией ошибки НС является величина:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{j,p}^{(N)} - d_{j,p})^2 \quad (7)$$

где  $y_{j,p}^{(N)}$  – реальное выходное состояние нейрона  $j$  выходного слоя  $N$  нейронной сети при подаче на ее входы  $p$ -го образа;  $d_{j,p}$  – желаемое выходное состояние этого нейрона.

Суммирование ведется по всем нейронам выходного слоя и по всем обрабатываемым сетью образам. Минимизация ведется методом градиентного спуска:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (8)$$

Здесь  $w_{ij}$  – весовой коэффициент синаптической связи, соединяющей  $i$ -ый нейрон слоя  $n-1$  с  $j$ -ым нейроном слоя  $n$ ,  $\eta$  – коэффициент скорости обучения,  $0 < \eta < 1$ .

Как показано в [4],

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{ds_j} \cdot \frac{\partial s_j}{\partial w_{ij}} \quad (9)$$

Так как множитель  $dy_j/ds_j$  является производной этой функции по ее аргументу, в нем применяются такие гладкие функции, как гиперболический тангенс или классический сигмоид с экспонентой. Множитель  $\partial s_j/\partial w_{ij}$ , равен выходу нейрона предыдущего слоя  $y_i^{(n-1)}$ .

Первый множитель в (9), легко раскладывается следующим образом [2,4]:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{ds_k} \cdot \frac{\partial s_k}{\partial y_j} = \sum_k \frac{\partial E}{\partial y_k} \cdot \frac{dy_k}{ds_k} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \quad (10)$$

Здесь суммирование по  $k$  выполняется среди нейронов слоя  $n+1$ .

Введя новую переменную

$$\delta_j^{(n)} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{dy_j}{ds_j} \quad (11)$$

получим формулу расчетов величин  $\delta_j^{(n)}$  слоя  $n$  из величин  $\delta_k^{(n+1)}$  более старшего слоя  $n+1$ .

$$\delta_j^{(n)} = \left[ \sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \right] \cdot \frac{dy_j}{ds_j} \quad (12)$$

Для выходного же слоя

$$\delta_1^{(N)} = (y_1^{(N)} - d_1) \cdot \frac{dy_1}{ds_1} \quad (13)$$

Выражение (8) в раскрытом виде:

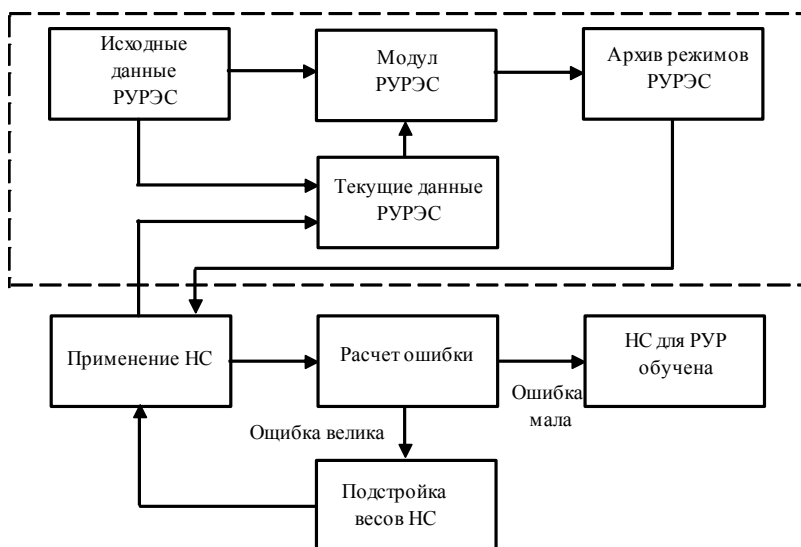
$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot y_i^{(n-1)} \quad (14)$$

Полный алгоритм обучения НС с помощью процедуры обратного распространения строится так: подать на входы сети один из возможных образов и в режиме обычного функционирования НС, когда сигналы распространяются от входов к выходам, рассчитать значения последних; рассчитать  $\delta^{(N)}$  для выходного слоя по формуле (13); рассчитать по формуле (14) изменения весов  $\Delta w^{(N)}$  слоя  $N$ ; рассчитать по формулам (12) и (14)  $\delta^{(n)}$  и  $\Delta w^{(n)}$  для всех остальных слоев,  $n=N-1, \dots, 1$ ; скорректировать все веса в НС

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) \quad (15)$$

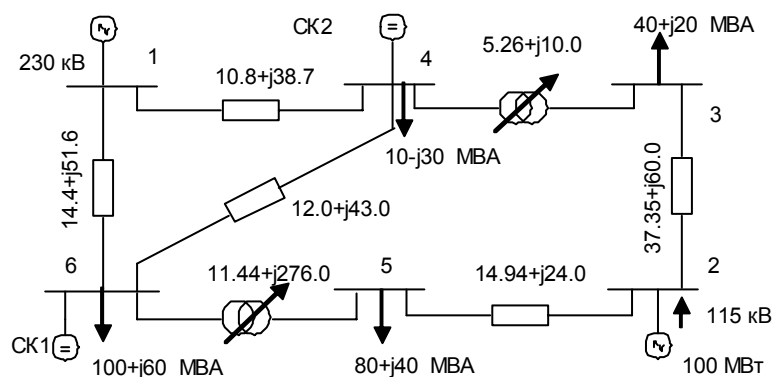
Если ошибка сети существенна, перейти на первый шаг.

Разработано программное обеспечение для случайной генерации независимых переменных. Используются возможности пакета Fuzzy Logic Toolbox системы MATLAB и пакет Neural Network Toolbox для проектирования, моделирования, обучения и использования аппарата ИНС. Применение ИНС для РУРЭС демонстрируется на рис.3.



**Рис 3.** Блок схема программы применения ИНС для РУРЭС.

Для изучения возможностей ИНС для РУРЭС нами была использована 6-и узловая тестовая схема, приведенная на рис. 4. Экранные формы программного обеспечения приведены на рис.5. Результаты расчета по этой программе хранятся в специальном формате и передаются на входы нейронной сети.



**Рис. 4.** 6-и узловая тестовая схема, использованная для РУРЭС с применением ИНС.

Результаты РУРЭС с помощью ИНС приведены в таблицах 1 и 2. В качестве эталона приняты результаты расчета УРЭС, выполненные по программе Аз НИИ и ПИ ИЭ.

Таблица. 1. Результаты РУРЭС с использованием ИНС (зависимые переменные).

Номер узла	Напряжение, кВ			Фаза, в радианах		
	По модели ИНС	По эталонной модели	Ошибка	По модели ИНС	По эталонной модели	Ошибка
2	117.08	117.50	-0.43	0.04	0.01	0.03
3	112.45	112.51	-0.05	-5.15	-5.24	0.09
4	224.65	224.78	-0.13	-2.55	-2.61	0.06

5	99.83	99.83	0.00	-6.31	-6.50	0.19
6	217.45	217.35	0.09	-3.77	-3.83	0.06

Таблица. 2. Результаты РУРЭС с использованием ИНС (расчет параметров ветвей).

Номера ветвей схемы	Активная мощность, МВт			Реактивная мощность, МВАр		
	По эталонной модели	По модели ИНС	Ошибка	По эталонной модели	По модели ИНС	Ошибка
1-4	-63.66	-65.02	1.36	-8.99	-7.68	-1.30
1-6	-74.16	-75.94	1.78	-28.91	-29.05	0.14
2-3	-18.78	-18.94	0.16	4.68	4.32	0.36
2-5	-77.99	-79.06	1.07	-37.42	-38.53	1.11
3-2	17.81	17.96	-0.14	-0.62	-0.19	-0.42
3-4	20.78	21.22	-0.44	19.90	19.85	0.05
4-1	62.78	64.30	-1.51	18.22	16.80	1.42
4-6	-32.27	-32.68	0.41	-22.19	-23.29	1.10
4-3	-20.87	-21.19	0.31	-21.90	-21.88	-0.02
5-2	69.73	70.74	-1.00	26.19	27.17	-0.98
5-6	7.50	7.72	-0.22	12.39	12.35	0.05
6-1	72.28	73.45	-1.17	38.17	38.16	0.01
6-4	31.82	32.60	-0.77	33.59	34.76	-1.17
6-5	-7.56	-7.78	0.22	-13.85	-13.72	-0.13

Пока теоретические исследования свойства ИНС не дают общих правил выбора типа и структуры ИНС, надежно направляющих разработчика к гарантированному успеху вне зависимости от области применения [2-11]. Выбор архитектуры ИНС остается достаточно трудоемкой процедурой, требующей выполнения многочисленных вариантов исследований, а накопленный опыт решения не обладает высокой универсальностью. Между теоретическими разработками в области применения средств ИИ в энергетике и достигнутыми с их помощью практическими результатами остается достаточно большой разрыв.



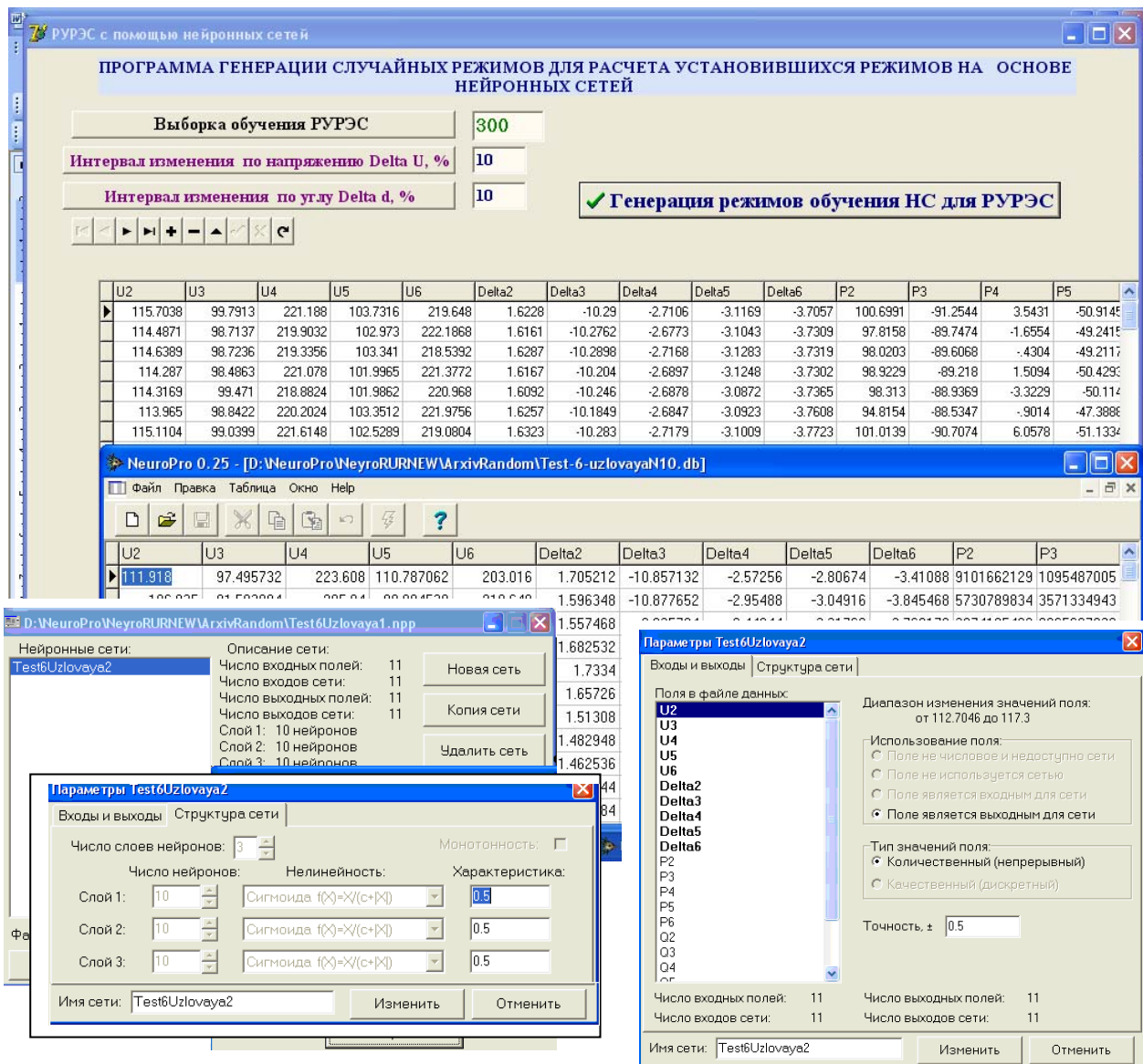


Рис 5. Экранные формы программного обеспечения РУРЭС с применением ИНС.

Более подробное рассмотрение отдельных этапов ИНС и рекомендаций по выбору параметров применительно для РУРЭС будут представлены.

### Выводы

1. Анализированы этапы формализации задачи РУРЭС с использованием ИНС. Разработано программное обеспечение для РУРЭС с применением ИНС. Проведены расчеты с применением ИНС на 6-и узловой тестовой схеме. Результаты предварительных расчетов позволяют сделать вывод о том, что ИНС могут быть применены для расчета установившихся режимов электрической сети.

1. Баламетов А.Б., Халилов Э.Д., Ахундов И. Ш. Разработка интегрированной системы мониторинга установившихся режимов электрических систем. Проблемы энергетики 2006, № 1-2 стр. 38-46.

2. Г.К. Вороновский, К.В. Махотило, С.А. Сергеев. Проблемы и перспективы использования искусственных нейронных сетей в энергетике. Часть 1. Моделирование. Проблемы национальной энергетики, №14/2006

3. *И.М.Ибрагимов.* Методологические основы применения технологий искусственного интеллекта в энергетике. Энергосбережение и водоподготовка № 1(51), 2008.
4. *В.В. Круглов, М.И.Дли, Р.Ю. Голунов.* Нечеткая логика и искусственные нейронные сети, 224 с.
5. *Р. Алиев, Р. Алиев.* Теория интеллектуальных систем и ее применение. Баку, Чашыюглы, 2001, 720 с.
6. *Манусов В.З., Павлюченко Д.А.* Оптимизация режимов электроэнергетических систем на основе эволюционных вычислений. Проблемы энергетики, №1-2, 2002, стр. 12-19
7. *Рахманов Н.Р., Юсифов Н.А., Кулиева С.Т., Мешкин И.Б.* Использование искусственных нейронных сетей для краткосрочного прогнозирования нагрузки и расхода топлива в энергосистеме. Проблемы энергетики 2003, № 3 стр.37-44.
8. *N.R. Rahmanov, S.T. Ahmedova.* Using artificial neural networks for short time forecasting of load and fuel consumption in power system. TPE-2006, 3<sup>rd</sup> International Conference on Technical and Physical Problems in Power Engineering, 29-31 May, 2006, Ankara, Turkey, p.259-264
9. *Баламетов А.Б., Мусаханова Г. С., Ахундов И. Ш.* О применении методов искусственного интеллекта для принятия решений в задачах управления режимами энергосистем. Труды II Республиканской научной конференции «Современные проблемы информатизации, кибернетики и информационных технологий» II Том, Баку-2004, стр. 26-28.
10. Расчеты установившихся режимов ЭЭС с использованием нейронных сетей М.В.Хохлов (ИСЭиЭПС Коми НЦ УрО РАН, Сыктывкар) В книге: Новые информационные технологии в задачах оперативного управления электроэнергетически-ми системами / Н.А.Манов, Ю.Я.Чукреев, М.И.Успенский и др. Екатеринбург: УрО РАН,2002. С.102-126.
11. *Jayendra Krishna, Laxmi Srivastava.* Counterpropagation Neural Network for Solving Power Flow Problem. International Journal of Intelligent Technology Volume 1 Number 1

## **NEYRON ŞƏBƏKƏLƏRNİN ELEKTRİK ŞƏBƏKƏLƏRİNİN QƏRARLAŞMIŞ REJİMLƏRİNİN HESABATINDA TƏTBİQİ HAQQINDA**

**BALAMETOV Ə.B., XƏLİLOV E.D.**

Elektrik şəbəkələrinin qərarlaşmış rejimlərinin hesabında neyron şəbəkələrin tətbiqi məsələləri kifayət qədər tədqiq olunmamışdır. Bununla əlaqədar bu məqalədə elektrik şəbəkələrinin qərarlaşmış rejimlərinin hesabında süni neyron şəbəkələrin tətbiqinin prinsipləri təhlil olunur.

## **ABOUT APPLICATION OF NEURAL NETWORKS AT CALCULATIONS OF THE ESTABLISHED MODES OF ELECTRIC NETWORKS**

**BALAMETOV A.B., KHALILOV E.D.**

Questions of application of artificial neural networks in calculations of the established modes of electric networks are insufficiently investigated. In this connection in given article principles of application of artificial neural networks are considered at calculations of the established modes of electric networks.