

О РЕЗУЛЬТАТАХ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСЧЕТОВ УСТАНОВИВШИХСЯ РЕЖИМОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЕЙ

ХАЛИЛОВ Э.Д.

Азербайджанский Научно-Исследовательский и Проектно-изыскательский институт Энергетики

Реферат. Применение искусственных нейронных сетей (ИНС) в расчетах установившихся режимов электрических сетей является недостаточно исследованным. В данной статье рассматриваются вопросы применения искусственных нейронных сетей для расчетов установившихся режимов электрических сетей.

Расчеты установившихся режимов ЭЭС (РУРЭС) являются неотъемлемой частью при решении таких важных задач оперативного управления как: оценка предельных перетоков мощности по системообразующим связям, контроль экономичности режима, коррекция параметров режима, оценка и оптимизация режимной надежности ЭЭС. Как правило, решение этих задач требует многократного расчета режима, что предъявляет повышенные требования к методам расчета установившегося режима в реальном времени в плане быстродействия и надежности получения результатов в любых условиях эксплуатации ЭЭС. При оперативном управлении режимами ЭЭС возникает необходимость выполнения большого объема вычислений, связанных с расчетами установившихся режимов.

Входные переменные для РУРЭС известными программами включают в себе параметры электрической сети включающих элементы матрицы активной и реактивной проводимости, модули напряжений U генерирующих и БУ, активные мощности генерации PU узлов. Каждый узел энергосистемы характеризуется 4-я параметрами, а именно модуль напряжения U_i , фазовый угол δ_i , активная P_i и реактивная мощность Q_i , всего $4n$ параметров для n узлов. Для каждого узла два параметра должны быть заданы, а два определяются в результате решения $2n$ уравнений потокораспределения. Кроме этих четырех параметров имеется три вида узлов называемые базисными (балансирующими) узлами, генераторные узлы или PU узлы, нагрузочные узлы или PQ узлы.

Наиболее распространенной формой записи уравнений установившегося режима являются уравнения баланса мощностей в полярной системе координат

$$\Delta P_i = g_{ii} U_i^2 - U_i \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n U_j (g_{ij} \cos \delta_{ij} + b_{ij} \sin \delta_{ij}) + P_i \quad (1)$$

$$\Delta Q_i = b_{ii} U_i^2 - U_i \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n U_j (g_{ij} \sin \delta_{ij} - b_{ij} \cos \delta_{ij}) + Q_i \quad (2)$$

Здесь U_i - напряжение узла; P_i и Q_i - заданные активная и реактивная мощности узла; P_i , Q_i - активные и реактивные небалансы мощности узла i ; g_{ii} и b_{ii} активная и реактивная проводимости узла; δ_i - угол сдвига напряжения i -го узла относительно напряжения базисного узла; g_{ij} и b_{ij} - активная и реактивная проводимости ветви.

Решение уравнения (1) и (2) определяют вектор коррекции δ_i для всех PU и PQ узлов и U для всех узлов типа PQ. Этот итеративный процесс продолжается до тех пор, пока будет достигнута заданная точность ϵ для ΔP по всем узлам типа PQ.

Уравнения установившегося режима ЭЭС (1,2) нелинейные и могут быть решены только итерационными методами, например, методом Ньютона-Рафсона. Из-за большого объема его использование для оперативных расчетов неэффективно, поэтому

для задач реального времени разработаны более быстродействующие эффективные методы расчета, основанные на различных упрощениях [1,2].

В последнее время во всем мире развивается новая прикладная область математики, основанная на искусственных нейронных сетях. Актуальность исследований в этом направлении подтверждается массой различных применений ИНС: автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и т.д. С помощью ИНС можно, например, предсказывать показатели биржевого рынка, выполнять распознавание оптических или звуковых сигналов, создавать самообучающиеся системы [3,4].

ИНС представляет собой совокупность искусственных нейронов, упорядоченных по слоям. Нейроны из разных слоев соединяются между собой так, чтобы каждый нейрон из последующего слоя получал сигналы от всех нейронов предыдущего слоя. Сила межнейронных связей моделируется настраиваемыми весовыми коэффициентами w_{ij} , усиливающими или ослабляющими передаваемый сигнал. Сигналы, поступающие на входы нейронов скрытого слоя от нейронов входного слоя, суммируются и преобразуются в выходной сигнал, формируемый в соответствии с так называемой активационной функцией. Таким образом, скрытые слои ИНС осуществляют нелинейное преобразование вектора входных сигналов y в вектор выходных сигналов x любой размерности.

В укрупненном виде многомерная ИНС выполняет функциональное преобразование между входом и выходом и математически описывается выражением

$$F(x) = \varphi_N[w_N \dots \varphi_2(w_2 \varphi_1(w_1 y))] \quad (3)$$

где y представляет собой вектор входных сигналов, w_1, w_2, \dots, w_N – векторы состоящие из весовых коэффициентов слоев, $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N$ активационные функции, например:

$$\varphi(A) = \frac{A}{|A| + c}, \quad (4)$$

В [5, 6] рассмотрена полная постановка задачи расчета установившегося режима с использованием нейронной сети. Задача расчета установившегося режима сводится к минимизации суммы квадратов невязок – небалансов узловых мощностей

$$\sum_i (S_i(U, \delta) - S_i)^2 \rightarrow \min.$$

Рассмотренный подход к расчету установившихся режимов ЭЭС, когда заданный вектор образует мощности в узлах, а искомый вектор модулей и фаз напряжений для фиксированной структуры сети ЭЭС, реализован на базе многослойной нейронной сети, которая связывает искомые параметры с заданными параметрами функцией зависимости. Это позволяет отказаться от применения итерационных схем расчета, хотя и требует времени на предварительное обучение ИНС. Следует заметить, что этот подход позволяет построить нейронную сеть для расчета любых параметров режима при произвольных исходных данных, достаточных для существования единственного решения задачи.

Применение ИНС для задачи расчета установившегося режима заключается в аппроксимации законов, связывающих заданные и искомые параметры режима и формировании тем самым явной функции $X=F(Y)$. При оперативных расчетах режимов ЭЭС обученные ИНС практически мгновенно воспроизводят на выходе значения искомых переменных вектора X , соответствующие представленным на входе заданным значениям вектора Y . Определение зависимости $X=F(Y)$ заключается в нахождении такой структуры ИНС, вида активационной функции нейронов и значений весовых коэффициентов, чтобы при подаче на вход ИНС вектора Y минимизировалась ошибка рассогласования между значениями вектора X , и оценками, рассчитанными нейронной сетью. Результатом должна явиться модель расчета установившегося режима

минимальной сложности, обеспечивающая точность расчета параметров режима, как на обучающем множестве, так и на всем режимном многообразии. Критерием оптимальности модели при этом служит некоторая мера ошибки рассогласования на тестовой выборке режимов, не вошедших в выборку обучения. Методы и алгоритмы обучения ИНС подробно представлены в [3,4].

Для изучения возможностей ИНС при РУРЭС было разработано специальное программное обеспечение в среде Delphi [6] для моделирования установившегося режима ЭС с целью получения выборки сценариев необходимой размерности. Данное программное обеспечение позволяет в интерактивном режиме:

- варьировать выборку режимов;
- изменить пределы изменения входных переменных;
- сохранить результаты расчета в текстовом и специальном формате, совместимом с программой обучения и тестирования нейронной сети.

Результаты расчета по этой программе хранятся в специальном формате и передаются на входы нейронной сети. Экранная форма разработанного программного обеспечения приведена на рис. 1

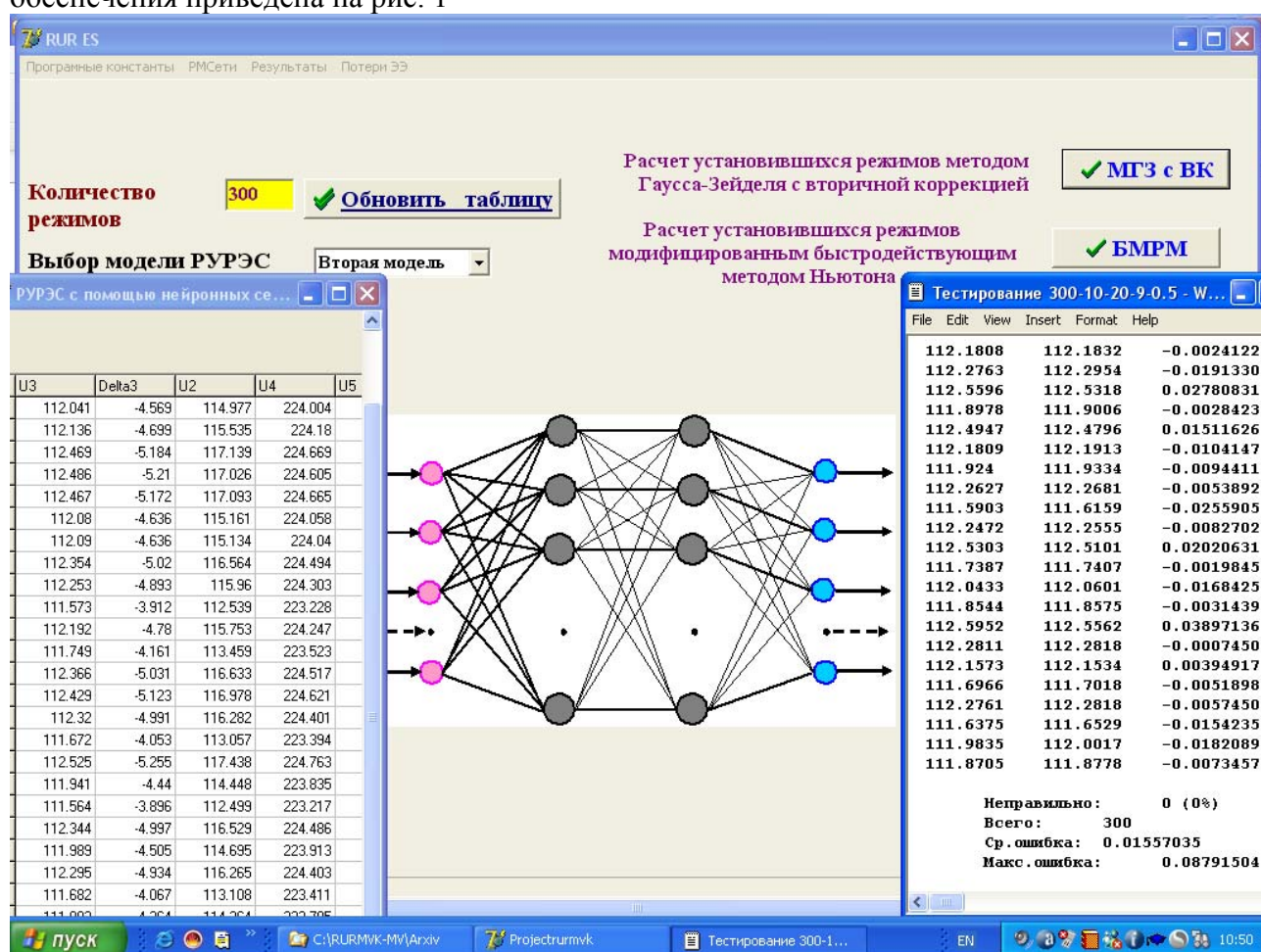


Рис 1. Экранная форма программного обеспечения для РУР ИНС

Для получения выборки режимов и проведения расчетов установившегося режима нами была использована 6-и узловая тестовая схема, приведенная на рис. 2. Данная схема включает 6 узлов и 7 ветвей. Узел №1 является PU узлом (балансирующим), узел №2 генерирующим PQ узлом, 3-6 нагрузочные PQ узлы. Количество всех входов 10. Для обучения и тестирования были сгенерированы путем изменения (возмущения) нагрузок в диапазоне от 0% до 100%, а в PU узлах значений модулей напряжения от 0.9 до 1.1, генерации активной мощности между 50% и 100%.

Программа РУР, основанная на методе НР, была использована для генерации 100-500 обучающих тестируемых режимов.

Предварительный расчет режимов осуществляется на основе численных экспериментов с математической моделью (1) и (2), часть из которых используется для обучения ИНС, а остальные – для тестирования. Для получения нейросетевой модели высокого качества выборка должна удовлетворять требованиям однозначности (непротиворечивости), равномерности и представительности.

Известно, что чем больше обучающая выборка, тем точнее модель. С другой стороны чрезмерное увеличение объема выборки приводит к затягиванию процесса обучения ИНС.

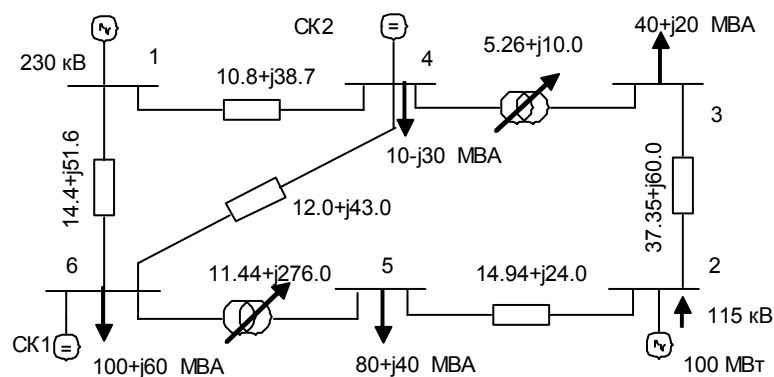


Рис. 2. 6-и узловая тестовая схема.

На сегодняшний день не существует универсального правила, в соответствии с которым можно установить достаточный объем выборки.

На рис. 3 и 4 приведены изменения модуля и угла напряжения в узле номер 3 по эталонной модели РУР и ИНС на примере 100 режимов.

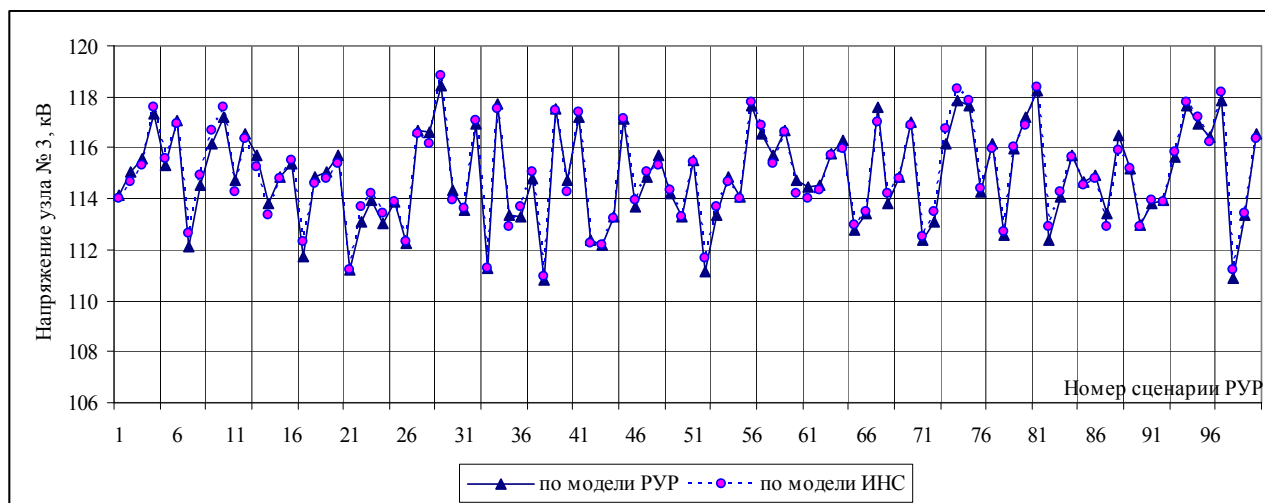


Рис. 3. Изменение модуля напряжения в узле номер 3.

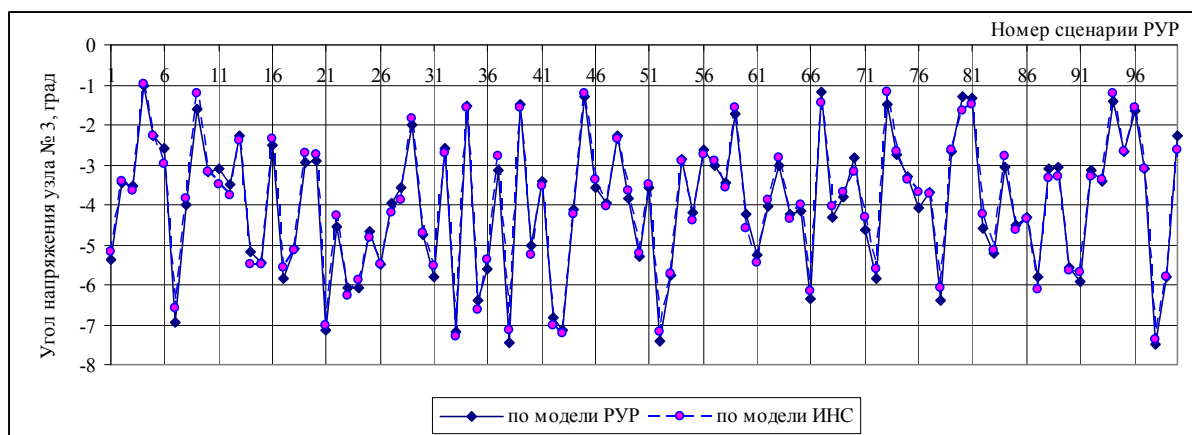


Рис. 4. Изменение угла напряжения в узле номер 3.

РУР ИНС на примере 6-и узловой схемы показывают достаточную точность результатов. Определение достаточного размера выборки зависит от специфики решаемой задачи и целесообразным решением этой проблемы является проведение экспериментальных расчетов для выборок различной длины. В табл. 2 представлены результаты построения и тестирования нейросетевой модели для расчета установившегося режима 6-и узловой ЭЭС при различной размерности обучающей выборки.

Средняя абсолютная ошибка (САО) прогноза определяется из выражения:

$$\sigma_{\text{САО}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |\Delta_i|$$

где N – размерность выборки, $\Delta_i = x_i - \hat{x}_i$

Максимальная абсолютная ошибка (МАО) вычисляется по формуле:

$$\sigma_{\text{МАО}} = \max_N \{|\Delta_i|\}$$

Среднеквадратическая ошибка (СКО) определяется по формуле:

$$\sigma_{\text{СКО}} = \sqrt{\frac{N \cdot \sum_{i=1}^n (\Delta_i)^2 - \left(\sum_{i=1}^n \Delta_i\right)^2}{N \cdot (N-1)}}$$

Таблица 2. Зависимость погрешности модели РУРЭС с применением ИНС от размера обучающей выборки.

Номер ИНС	1	2	3	4	5	6	7	8
Размерность выборки обучения n	100	200	250	300	325	350	400	500
САО	0.0494	0.0397	0.0353	0.0352	0.0320	0.0191	0.0284	0.0431
МАО	0.0967	0.0945	0.0912	0.0994	0.0966	0.0789	0.0869	0.1018
СКО	0.0346	0.0450	0.0362	0.0236	0.0399	0.0294	0.0333	0.0455

Результаты расчетов установившихся режимов электрической сети с применением ИНС показывают, что увеличение длины выборки улучшает точностные свойства модели, однако при этом увеличивается число требуемых итераций, что приводит к увеличению времени обучения ИНС.

В таблице 3 и на рис. 5 приведены зависимости погрешности модели РУРЭС с применением ИНС путем изменения нагрузок в диапазоне от 0% до 100% от максимального режима.

Таблица 3. Зависимость погрешности модели РУРЭС с применением ИНС от пределов изменения входных переменных от максимального режима.

Номер ИНС	1	2	3	4
Пределы изменения входных переменных от максимального %	75÷100	50÷100	25÷100	0÷100
Число итераций обучения	97	261	2154	18887
САО	0.2532	0.2314	0.2376	0.2577
МАО	0.6183	0.6379	0.5919	0.9990
СКО	0.2967	0.2832	0.2868	0.3210

Исследование различных архитектур ИНС для расчета установившегося режима ЭЭС в представленном разделе ограничено классом традиционных многослойных сетей. Определение структуры ИНС (структуры реализуемой ею функции) 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. Влияние параметра на свойства модели рассмотрено на примере расчета установившегося режима 6-и узловой ЭЭС (рис. 1). Для различных значений c (0,9; 0,7; 0,5; 0,3; 0,1; 0,05) было обучено шесть ИНС с 10 нейронами в скрытом слое каждой. Выборка обучения включала 300 режимов. Результаты экспериментов, представленные в табл. 4, позволяют сделать вывод о том, что чем меньше значение c , тем сеть обучается дольше, однако достигается меньшая ошибка обучения.

Таблица 4. Зависимость числа итераций обучения модели РУРЭС с применением ИНС от крутизны функции активации.

Номер ИНС	1	2	3	4	5	6
Значения параметра c	0.9	0.7	0.5	0.3	0.1	0.05
Число итераций обучения	168	184	74	143	124	104

Из результатов следует, что скрытых нейронов должно быть не меньше 20, однако дальнейшее увеличение их числа приводит к ухудшению качества обучения. Хотя теоретически для аппроксимации функции достаточно одного скрытого слоя нейронов, введение дополнительных слоев зачастую позволяет снизить размерность ИНС и соответственно улучшить процесс обучения сети при сохранении ее точностных свойств.

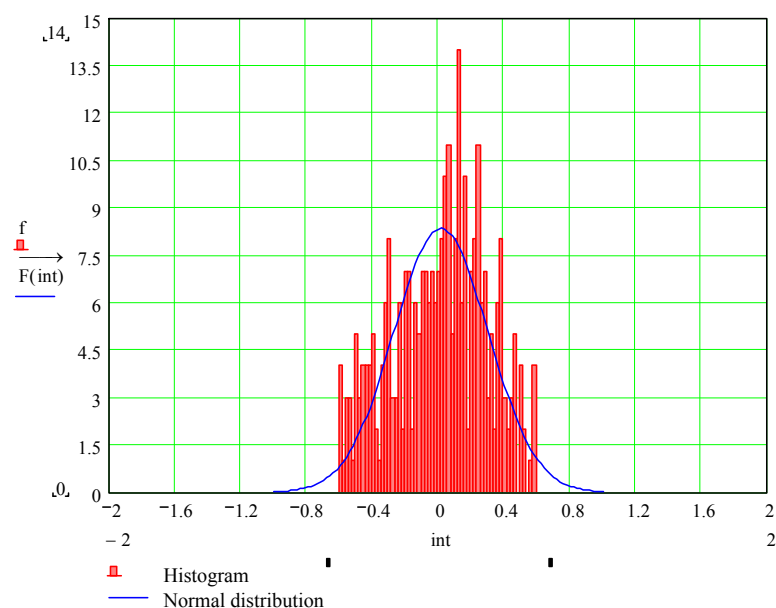


Рис. 5. Плотность распределения ошибки расчета U_3 , при изменении входных переменных в пределах 25-100 % от максимального режима.

В табл. 5 представлены результаты вычислительных экспериментов по созданию нейросетевых моделей расчета установившегося режима 6-и узловой ЭЭС (рис. 1) для различного числа нейронов в скрытом слое: $h = 10, 20, 40, 60$. Четыре нейронных сети было обучено на выборке из 300 режимов. Параметр функции активации нейрона $c=0.5$.

Таблица. 5. Зависимость погрешности модели РУРЭС с применением ИНС от числа нейронов в скрытом слое.

Номер ИНС	1	2	3	4
Число скрытых нейронов	10	20	40	60
Число итераций обучения	168	222	183	164
САО	0.0241	0.0155	0.0359	0.0203
МАО	0.0916	0.0879	0.0965	0.0820
СКО	0.0299	0.0195	0.0362	0.0179

Эксперименты показали, что число итераций обучения при задании РУ узла резко растет.

Построить нейросетевую модель режима в классе сигмоидных ИНС абсолютно точно воспроизводящую функцию $X=F(Y)$, заданную на всей области аперiodически устойчивых режимов, невозможно. Поэтому можно говорить о приближении функции лишь с некоторой точностью, что оказывается достаточным при решении большинства задач, требующих расчета установившегося режима ЭЭС.

Выводы

Проведены расчеты установившихся режимов с применением ИНС на 6-и узловой тестовой схеме. Анализированы вопросы, связанные с формированием обучающей выборки режимов, выбором оптимальной структуры ИНС, модели нейронов и формы представления выходных переменных – комплексов напряжений. Результаты расчетов позволяют сделать вывод о том, что ИНС могут быть применены для расчета установившихся режимов электрической сети.

1. *Идельчик В.И.* Расчеты установившихся режимов электрических систем. М.: Энергия, 1977. 192 с.
2. *Balametov A.B., Musahanova G. S, Halilov E.D.* About the software of electric networks modes calculation problems. The second International "Problems of cybernetics and informatics", Dedicated to the 50th Anniversary of the ICT in Azerbaijan, Baku 10-12 September, Volume II, pp 60-63.
3. *Ф. Уоссермен.* Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. Перевод на русский язык, Ю. А. Зуев, В. А. Точенов, 1992.
4. *В.В. Круглов, М.И.Дли, Р.Ю Голунов.* Нечеткая логика и искусственные нейронные сети, 224 с.
5. 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 электроэнергетическими системами / *Н.А.Манов, Ю.Я.Чукреев, М.И.Успенский* и др. Екатеринбург: УрО РАН, 2002. С.102-126.
6. *А.Б. Баламетов, Э.Д. Халилов.* О применении нейронных сетей при расчетах установившихся режимов электрических сетей. Проблемы энергетики 2008 №3.

**NEYRON ŞƏBƏKƏLƏRNİN ELEKTRİK ŞƏBƏKƏLƏRİNİN
QƏRARLAŞMIŞ REJİMLƏRİNİN HESABATINDA TƏTBİQİNİN NƏTİCƏLƏRİ
HAQQINDA**

XƏLİLOV E.D.

Elektrik şəbəkələrinin qərarlaşmış rejimlərinin hesabatında neyron şəbəkələrinin tətbiqi məsələləri kifayət qədər tədqiq olunmamışdır. Bu məqalədə elektrik şəbəkələrinin qərarlaşmış rejimlərinin hesabatında süni neyron şəbəkələrinin tətbiqinin prinsipləri təhlil olunur.

**ABOUT RESULTS OF APPLICATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR
CALCULATIONS OF THE ESTABLISHED MODES OF ELECTRIC NETWORKS**

KHALILOV E.D.

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