

## ВЫБОР ПРЕДПОЧТИТЕЛЬНОГО РЕШЕНИЯ ПО РАЗВИТИЮ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СЕТЕЙ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

*Н.Г. Семенова, А.Д. Чернова*

*Оренбургский государственный университет, г. Оренбург, Россия*

При принятии решения по развитию электрических сетей анализируется большой объем информации, сравнивается множество вариантов, оценивается влияние решения в долгосрочной перспективе. Все это усложняет процесс выбора альтернативы развития электрической сети (АРЭС). В связи с этим необходима разработка автоматизированной системы поддержки принятия решений, способствующей определению предпочтительной АРЭС.

В статье представлен выбор математического аппарата, реализующего указанную задачу, а также обоснование его характеристик. Предложено использовать технологию искусственных нейронных сетей (ИНС), которая на основе разработанной многокритериальной системы оценки АРЭС позволяет ранжировать альтернативы по степени их предпочтительности. Обоснованы архитектура ИНС, алгоритм оптимизации весов и оценена их эффективность при различных параметрах. В качестве показателей эффективности выбраны F-мера и процент правильно принятых решений, которые составили 0,9794 и 97,83 % соответственно для оптимальных параметров сети. Полученная ИНС была успешно апробирована в составе программного комплекса.

*Ключевые слова:* развитие электрических сетей, системы поддержки принятия решений, многокритериальная система оценки, нейронные сети.

### **Введение**

В настоящее время сохраняется проблема износа электрических сетей, особенно остро она стоит для подстанций 35–110 кВ и питающих их линий электропередач, где износ составляет более 50 %. Современная эксплуатация объектов электроэнергетики в условиях ограниченного финансирования предполагает поддержание состояния имеющегося оборудования на приемлемом уровне, а также целевое воздействие на морально и физически устаревшее оборудование при реализации инвестиционных проектов. В связи с этим в контексте данной работы под развитием электрических сетей (ЭС) будем понимать оптимизацию технико-экономических параметров существующих подстанций и ЛЭП в условиях технического перевооружения и реконструкции.

В процессе принятия решения по развитию электрических сетей лицо, принимающее решение (ЛПР), должно не только определить первоочередные электросетевые объекты, нуждающиеся в техническом воздействии, но и выбрать для каждого из них варианты замены оборудования. Для принятия решения ЛПР необходимо проанализировать большой объем исходных данных, провести технико-экономическое сравнение нескольких альтернатив, оценить влияние принятого решения в долгосрочной перспективе. Все это приводит к усложнению процесса выбора предпочтительного варианта развития ЭС и обуславливает необходимость разработки автоматизированной системы поддержки принятия решений (СППР).

Анализ научно-технической литературы и исследований, касающихся разработки систем поддержки принятия решения в области развития электрических сетей, показал, что в них чаще всего используются методы многокритериальной оптимизации, реализованные с помощью технологий искусственного интеллекта. Так, например, работы А.А. Глазунова, Т.Б. Лещинской, Г.В. Шведова посвящены многокритериальной оптимизации при выборе пунктов размещения подстанций глубокого ввода с учетом неопределенности роста нагрузки [1]; работа В.А. Шакирова, П.С. Панкратьева – выбору пунктов размещения электростанций на основе двухуровневого формирования альтернатив и метода анализа иерархий [2]; работы В.З. Манусова, Д.А. Павлюченко – выбору предпочтительного режима электрических сетей с помощью генетических алгоритмов [3]; работы Б.Г. Булатова, В.В. Тарасенко – выбору конфигурации электрической сети с помощью экспертных оценок [4]; работы С.Е. Кокина, Л.А. Семеновой – развитию систем электроснабжения городов с использованием методов нечеткой логики и экспертных систем [5].

Анализ разработанных СППР выявил следующее:

– база знаний основывается как на объективной информации, полученной в результате проведения расчетов, так и на субъективном опыте экспертов. Известно, чем выше компетентность эксперта, тем сложнее описать знания и правила, которые используются при решении задачи, а следовательно, тем сложнее становится разработка и использование базы знаний [6];

– в рассмотренных работах принятие решения осуществляется в условиях неполноты и зашумленности информации, которая частично снимается посредством применяемых в СППР математических методов.

В связи с этим авторами предлагается при разработке СППР использовать искусственные нейронные сети (ИНС), позволяющие учесть неявные связи и закономерности между исходными данными [7], обеспечивают объективность и повышают достоверность результата за счет способности к обобщению большого объема данных [8], к которым в нашей работе относятся принятые решения, реализованные на существующих подстанциях и линиях электропередач.

Как отмечено в [9], параметры ИНС должны подбираться экспериментально в зависимости от конкретно решаемой задачи предметной области, поэтому целью работы является обоснование архитектуры и алгоритма тренировки искусственной нейронной сети для выбора предпочтительной альтернативы по развитию электросетевых объектов. Для этого необходимо решить следующие задачи:

– составить описание каждой альтернативы развития электрических сетей (АРЭС) на основе критериев оценки, характеризующих экономическую, техническую эффективность, уровень надежности и унификации решений, их соответствие социально-экологическим требованиям. Для этого разработать математические модели критериев и рассчитать их значения для каждой альтернативы, используя параметры элементов линий электропередач и объектов электрических подстанций (длина линии, тип линии; количество линий и цепей; тип опоры и т. д.).

– сформировать для обучения нейронной сети набор данных, содержащий значения критериев оценки для каждой альтернативы и номер класса, к которому относится АРЭС («1» – для предпочтительных АРЭС и «0» – для нецелесообразных АРЭС);

– выбрать тип нейронной сети и алгоритмы тренировки, соответствующие задаче классификации, определить диапазон скрытых слоев и нейронов в них;

– выбрать метрики, определяющие эффективность классификации АРЭС нейронными сетями различной архитектуры и алгоритмов тренировки;

– экспериментально определить наилучший алгоритм тренировки и оптимальные для него параметры архитектуры ИНС.

Ниже рассмотрено решение каждой из вышеперечисленных задач.

#### Многокритериальная система оценки альтернатив развития электрических сетей

Развитие ЭС предполагает множество целей их функционирования, что обуславливает необхо-

димость многокритериальной оценки альтернатив. Классический подход заключается в преобразовании многокритериальной задачи к однокритериальной за счет свертки критериев, в результате чего ЛПР будет предоставлено одно оптимальное решение [10]. Однако, согласно современным принципам оптимизации, отмеченным в работе [11], многокритериальная система поддержки принятия решения должна сформировать множество предпочтительных альтернатив с последующим их ранжированием.

Для получения показателей, характеризующих эффективность альтернативы, авторами предложена система критериев, оценивающих АРЭС. Разработанные авторами на основе существующих теоретических положений математические модели критериев применительно к подстанциям (ПС) и линиям электропередач (ЛЭП) представлены ниже.

– Критерий суммарных дисконтированных затрат (экономический критерий):

$$C = k_{\text{доп.затр}} \sum_{t=0}^3 \left[ \begin{array}{l} L_{\text{ЛЭП}} \cdot C_{\text{ЛЭП}} + \\ + L_{\text{осл}} \cdot C_{\text{осл}} + N_{\text{В}} \cdot C_{\text{В}} + \\ + N_{\text{Т}} \cdot C_{\text{Т}} + N_{\text{Р}} \cdot C_{\text{Р}} + N_{\text{К}} \cdot C_{\text{К}} + \\ + C_{\text{авт}} + C_{\text{пост}} \end{array} \right] \cdot (1 + E_{\text{н}})^{-t} + a_{\text{обсл}} \sum_{t=3}^{15} \left[ \begin{array}{l} L_{\text{ЛЭП}} \cdot C_{\text{ЛЭП}} + N_{\text{В}} \cdot C_{\text{В}} + N_{\text{Т}} \cdot C_{\text{Т}} + \\ + N_{\text{Р}} \cdot C_{\text{Р}} + N_{\text{К}} \cdot C_{\text{К}} + C_{\text{авт}} + C_{\text{пост}} \end{array} \right] \times (1 + E_{\text{н}})^{-t}, \text{ тыс. руб.}, \quad (1)$$

где  $k_{\text{доп.затр}}$  – коэффициент, учитывающий дополнительные организационные затраты, а также осложняющие условия строительства;  $L_{\text{ЛЭП}}$  – длина трассы линии, км;  $C_{\text{ЛЭП}}$  – базисный показатель стоимости ЛЭП, тыс. руб./км;  $L_{\text{осл}}$  – длина участка с осложненными условиями, км;  $C_{\text{осл}}$  – стоимость устройства участка с осложненными условиями, тыс. руб./км;  $N_{\text{В}}$ ,  $N_{\text{Т}}$ ,  $N_{\text{Р}}$ ,  $N_{\text{К}}$  – число ячеек комплектов выключателей на ПС и ВЛ, трансформаторов, регулирующих и компенсирующих устройств, соответственно, шт.;  $C_{\text{В}}$ ,  $C_{\text{Т}}$ ,  $C_{\text{Р}}$ ,  $C_{\text{К}}$ ,  $C_{\text{авт}}$  – стоимость ячейки одного комплекта выключателя, трансформатора, регулирующих и компенсирующих устройств, противоаварийной автоматики соответственно, тыс. руб.;  $C_{\text{пост}}$  – стоимость постоянной части затрат, тыс. руб.;  $K_{\text{дем.т}}$  – стоимость демонтажа оборудования на  $t$ -м году, тыс. руб.;  $K_{\text{ост.т}}$  – остаточная стоимость для оборудования, не отработавшего нормативного срока службы и вышедшего на  $t$ -м году, тыс. руб.;  $E_{\text{н}}$  – нормативный коэффициент эффективности капитальных вложений;  $a_{\text{обсл}}$  – норма отчислений от капитальных вложений на текущий ремонт и обслуживание;  $t$  – порядковый номер года строительства и эксплуатации объекта.

– Критерий годовой потери электроэнергии (технический критерий):

$$W = T_{\text{раб}} \cdot \left[ \sum \Delta P_{\text{пост.ПС}} + \sum \Delta P_{\text{пост.ЛЭП}} \cdot L_{\text{ЛЭП}} + \right] + \tau \cdot \left[ 3 \cdot I^2 \cdot r_0 \cdot L_{\text{ЛЭП}} + \frac{\Delta P_{\text{кз}}}{N_T} \cdot \left( \frac{S_{\text{макс}}}{S_T} \right)^2 \right], \text{ кВт} \cdot \text{ч}, \quad (2)$$

где  $T_{\text{раб}}$  – число часов работы оборудования в год;  $\sum \Delta P_{\text{пост.ПС}}$  – суммарные укрупненные постоянные потери в элементах ПС (сборных шинах и соединительных проводах, ограничителях перенапряжений, измерительных трансформаторах, устройствах связи), кВт;  $\sum \Delta P_{\text{пост.ЛЭП}}$  – суммарные укрупненные постоянные потери в ЛЭП (потери на корону, от токов утечки, плавки гололеда), кВт;  $\Delta P_{\text{ХХ}}$  – потери холостого хода в трансформаторе, кВт;  $I$  – токовая нагрузка, А;  $r_0$  – удельное сопротивление линии, Ом/км;  $\Delta P_{\text{кз}}$  – потери короткого замыкания при номинальной нагрузке трансформатора, кВт;  $S_T$  – номинальная мощность трехфазного трансформатора, кВА;  $S_{\text{макс}}$  – максимальная мощность, проходящая через трансформатор, кВА.

– Критерий ущерба от перерыва в электропитании (технико-экономический критерий):

$$D = P \cdot D_0 \cdot \left[ \sum_{i=1}^n \omega_i \sum_{j=1}^n \mu_j \cdot T_{\text{п}j} \cdot T_{\text{в}i,j} + \sum_{i=1}^n \omega_i \sum_{j=1}^n \omega_j \cdot T_{\text{в}j} \cdot \frac{T_{\text{в}i} \cdot T_{\text{в}j}}{T_{\text{в}i} + T_{\text{в}j}} \right] \cdot A_{i,j} + \sum_{i=1}^n c_i \cdot \omega_i, \text{ руб./год}, \quad (3)$$

где  $P$  – максимальная мощность потребителей ПС, кВт;  $D_0$  – удельный ущерб от нарушения электропитания, руб./кВтч;  $\omega$  – частота отказов оборудования 1/год;  $\mu$  – частота проведения плановых ремонтов, 1/год;  $T_{\text{п}}$  – средняя продолжительность нахождения элемента в плановом простое, год;  $T_{\text{в}i,j}$  – время одновременного простоя двух элементов,  $i$ -й из которых находится в вынужденном простое, а  $j$ -й – в плановом, год;  $T_{\text{в}}$  – среднее время восстановления работоспособности после аварии, год;  $A_{i,j}$  – матрица состояний и событий;  $c$  – средняя стоимость восстановления поврежденного оборудования, тыс. руб./отказ;  $n$  – число типов оборудования, шт.

– Критерий площади изымаемых земель (социально-экологический критерий):

$$S = S_{\text{ЛЭП}} \cdot L_{\text{ЛЭП}} + S_{\text{ПС}}, \text{ м}^2, \quad (4)$$

где  $S_{\text{ЛЭП}}$  – площадь отвода земли на 1 км ЛЭП, м<sup>2</sup>/км;  $S_{\text{ПС}}$  – площадь отвода земли под подстанцию, м<sup>2</sup>.

– Техничко-эксплуатационный критерий. В качестве показателя унификации номенклатуры электросетевых объектов в работе введен новый технико-эксплуатационный критерий. Для получения значений этого критерия была использована ИНС, в процессе обучения которой использова-

лось качественное описание решений: на вход ИНС подавались данные о номенклатурных параметрах альтернатив в сочетании с исходными данными (марки и типы оборудования, типы ЛЭП, схемы ПС, категория надежности, тип потребителей и т. д.). На выходе указывалась принадлежность к классу используемых технико-эксплуатационных решений. Для обучения ИНС использовались реально существующие, действующие подстанции и питающие их ЛЭП.

$$N = [0 \leq n \leq 1, n \in \mathbb{R}], \quad (5)$$

где  $n$  – значение критерия на выходе ИНС: 0 – отсутствие сочетаний в практике эксплуатации; 1 – полное совпадение с реально существующими электросетевыми объектами.

### Обучение искусственной нейронной сети

Задача выбора предпочтительного решения по развитию электросетевых объектов при помощи ИНС является задачей бинарной классификации. По входному вектору, описывающему АРЭС, нейронная сеть определяет степень ее принадлежности к классу предпочтительных или нецелесообразных решений.

В работе авторами использовался многослойный перцептрон, как наиболее простой и подходящий для задачи классификации тип ИНС [12]; для обучения был выбран метод обратного распространения ошибки, позволяющий подбирать весовые коэффициенты для связей между нейронами.

Для обучения ИНС формировался входной вектор  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$  со значениями критериев и соответствующие им выходные значения  $T_i = \{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ , где  $T_n$  принимало значение 0 или 1. Значение «0» соответствовало тому, что альтернатива относится к классу нецелесообразных решений, а значение «1» – к классу предпочтительных решений. При обучении к предпочтительным решениям относились все реально существующие подстанции и линии электропередач, к нецелесообразным – все нереализованные альтернативы.

Для того, чтобы нейронная сеть могла обобщить опыт по выбору предпочтительных АРЭС для подстанций и линий электропередач, предназначенных для передачи различной мощности, входные значения первых четырех критериев  $\{C_m, W_m, D_m, S_m\}$  приводились к единичной мощности:

$$X_i = \left\{ \frac{C_m}{P}, \frac{W_m}{P}, \frac{D_m}{P}, \frac{S_m}{P}, N_m \right\}. \quad (6)$$

### Подбор параметров нейронной сети

Выбор архитектуры сети, алгоритма тренировки осуществлялся экспериментальным путем и оценивался по эффективности работы на контрольной выборке – данных, не использованных в

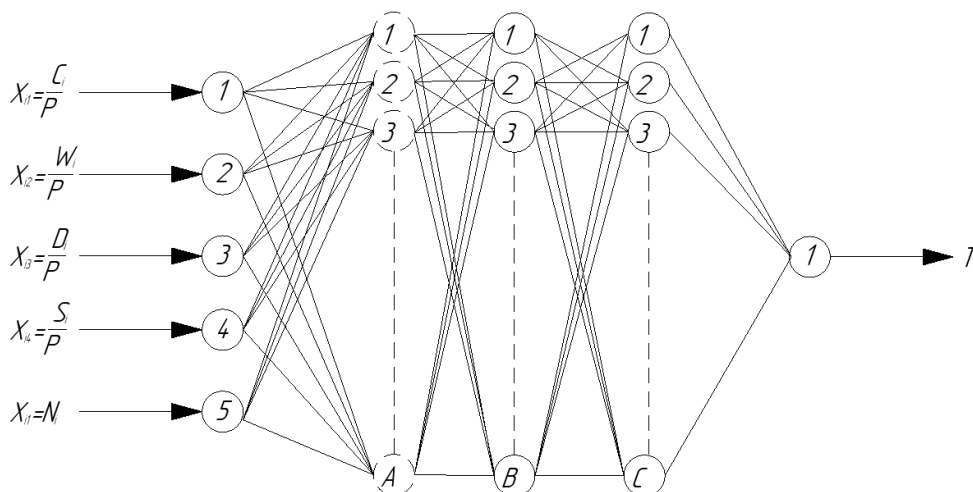


Рис. 1. Архитектура нейронной сети

процессе обучения. В эксперименте использовались нейронные сети с двумя и тремя скрытыми слоями. Слой А содержал от 2 до 10 нейронов (только для трехслойной сети); слои В и С от 2 до 30 нейронов (рис. 1).

Применение скрытых слоев позволяет улучшить результат работы ИНС с многомерным входным сигналом. Число связей  $w$  между всеми нейронами в сети, как указано в работе [13], должно быть меньше числа примеров  $i$  в обучающей выборке:

$$w \leq i. \quad (7)$$

В работе обучающая выборка была составлена на основе как реализованных решений на ПС и ЛЭП Оренбургской области, так и нецелесообразных альтернатив, и содержала  $i = 1500$  примеров. Перебор числа скрытых слоев и нейронов в них ограничивался конфигурацией с 5 нейронами во входном слое, 10 нейронами в А слое, 30 нейронами в В и С слоях и 1 выходным нейроном. Число связей в такой сети составило:

$$w = 5 \cdot 10 + 10 \cdot 30 + 30 \cdot 30 + 30 \cdot 1 = 1280, \\ 1280 < 1500.$$

#### Метрики, оценивающие качество работы классификатора

Для оценки эффективности работы классификатора используются такие метрики, как процент правильно принятых решений, точность и полнота, F-мера [14, 15], представляющая среднее гармоническое точности и полноты принятия решения:

$$F = 2 \cdot \frac{TP}{2 \cdot TP + FN + FP}, \quad (8)$$

где TP – число истинно-положительных решений; FN – число ложноотрицательных решений; FP – число ложноположительных решений.

Чем ближе значение F-меры к 1, тем эффективней работа ИНС по классификации решений по развитию электрических сетей на предпочтительные и нецелесообразные.

Для оценки эффективности классификации АРЭС нейронными сетями с различной архитектурой и алгоритмами тренировки в работе были использованы процент правильно принятых решений и F-мера как метрика, позволяющая одновременно учесть и точность, и полноту классификации решений.

#### Экспериментальное определение оптимальных параметров архитектуры ИНС

Архитектуры ИНС для наиболее часто применяемых алгоритмов тренировки, при использовании которых было получено наибольшее значение F-меры, приведены в таблице.

Как видно из таблицы, наиболее эффективным является алгоритм тренировки Левенберга – Марквардта, позволяющий достичь наибольшего процента правильно принятых решений, а также одновременно обеспечить наибольшую точность и полноту при классификации решений по развитию электрических сетей на предпочтительные и нецелесообразные:  $F \rightarrow \max$ .

На рис. 2 представлена визуализация результата эксперимента с подбором параметров архитектуры ИНС для самого успешного алгоритма тренировки Левенберга – Марквардта.

На рис. 2а приведен трехмерный график зависимости F-меры для двухслойной сети от числа нейронов в скрытых слоях В и С. Так как для нейронной сети с тремя скрытыми слоями зависимость  $F(A, B, C)$  является многомерным массивом, то для графического представления и выявления влияния числа нейронов в скрытом слое на эффективность принятия решения графики для А слоев наложены друг на друга в трехмерном пространстве (рис. 2б).

Из рис. 2 видно, что наименьшее значение F-меры у конфигураций сети с малым числом нейронов во втором и третьем скрытых слоях (значения F-меры в области начала координат и у осей меньше).

Основные характеристические параметры ИНС для выбора предпочтительных альтернатив по развитию электрических сетей

Алгоритм тренировки ИНС	Число слоев	Число нейронов в скрытом слое	Наибольшее значение F-меры	% правильно принятых решений
Левенберга – Марквардта	2	14; 16	0,9747	96,74
	3	6; 12; 28	<b>0,9794</b>	<b>97,83</b>
Квази-Ньютоновский метод	2	26; 18	0,963	96,9
	3	10; 22; 14	0,9702	96,28
Алгоритм упругого обратного распространения	2	18; 22	0,9671	96,74
	3	8;30;18	0,9679	96,28
Метод шкалированных связанных градиентов	2	26; 28	0,9513	97,1
	3	10; 14; 20	0,9679	95,66
Метод градиентного спуска с адаптивным обучением	2	14 ; 10	0,9168	95,81
	3	10,24,28	0,93	96,28

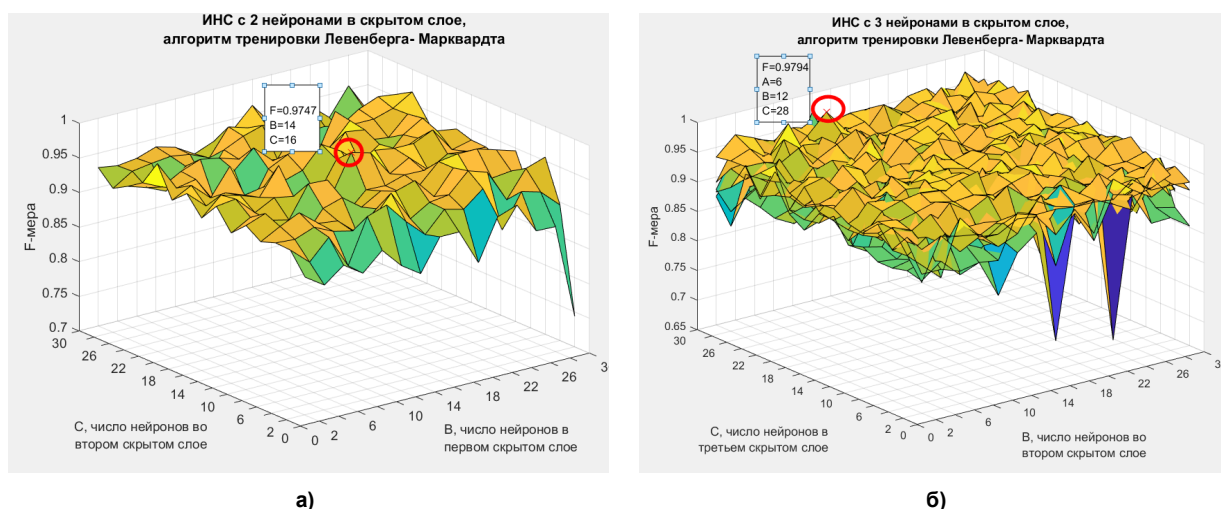


Рис. 2. Зависимость F-меры от числа нейронов: а – двухслойная сеть; б – трехслойная сеть

Обученная нейронная сеть с числом нейронов в скрытых слоях 6, 12, 28 и найденными значениями весовых коэффициентов связей между нейронами затем использовалась для определения степени предпочтительности альтернатив по развитию подстанций и линий электропередач в разработанном программном комплексе, свидетельство № 2018615074 о гос. рег. программы для ЭВМ Роспатент, 2018.

Разработанный программный комплекс был апробирован на ПС «Степановская» группы подстанций г. Оренбурга. Предпочтительные решения (перевод оборудования на более высокий класс напряжения и повышение мощности трансформаторов; подключение ПС Степановская к сети 110 кВ проводом 120 мм<sup>2</sup>, сооружение двухцепной линии на стальных опорах; установка элегазового выключателя 110 кВ), определенные с помощью искусственной нейронной сети, не противоречат указаниям, содержащимся в «Комплексной программе развития электрических сетей напряжением 35 кВ и выше на территории Оренбургской области на период 2018–2022 гг.», что подтверждает адекватность использования ИНС для задачи под-

держки принятия решения по развитию электросетевых объектов.

### Заключение

Авторами реализован выбор предпочтительного решения по развитию электрических сетей на основе технологии искусственных нейронных сетей.

Для этого разработана многокритериальная система оценки альтернатив по развитию электросетевых объектов, позволяющая определить показатели эффективности решения: технический, экономический, технико-экономический, технико-эксплуатационный, социально-экологический критерии. Авторами обоснована архитектура ИНС, проведен сравнительный анализ алгоритмов оптимизации весов и оценена их эффективность при различном количестве слоев и нейронов в них. Оценка производилась при помощи такого показателя как F-мера, характеризующего точность и полноту классификации. Наилучший результат составил F = 0,9794 для алгоритма Левенберга – Марквардта при трех скрытых слоях и числе нейронов в них 6, 12, 28. Таким образом, процент пра-

вильно принятых решений составил 97,83 %, что говорит о возможности применения нейросетевых технологий для поддержки принятия решений по развитию электрических сетей.

#### Литература

1. Глазунов, А.А. Алгоритм решения многокритериальных задач оптимизации с неопределенной информацией на примере выбора оптимальной мощности глубокого ввода высокого напряжения / А.А. Глазунов, Т.Б. Лецинская, Г.В. Шведов // *Электричество*. – 2004. – № 10. – С. 8–14.
2. Панкратьев, П.С. Поддержка принятия решений при выборе пунктов строительства энергетических объектов / П.С. Панкратьев, В.А. Шакиров // *Международный научно-исследовательский журнал*. – 2013. – Т. 2, № 8 (15). – С. 71–73.
3. Любченко, В.Я. Генетический алгоритм оптимизации режимов энергосистем по активной мощности / В.Я. Любченко, В.З. Манусов, Д.А. Павлюченко // *Электро*. – 2003. – № 3. – С. 71–73.
4. Булатов, Б.Г., Алгоритмы оптимальной реконфигурации распределительной сети / Б.Г. Булатов, В.В. Тарасенко // *Вестник ЮУрГУ. Серия «Энергетика»*. – 2013. – Т. 13, № 2. – С. 14–18.
5. Бердин, А.С. Оптимизация системы электроснабжения в условиях неопределенности / А.С. Бердин, С.Е. Кокин, Л.А. Семенова // *Промышленная энергетика*. – 2010. – № 4. – С. 29–35.
6. A decision support system for electricity distribution network refurbishment projects / B. Ramsay, A. McPherson, R. Eastwood et al. // *Electric Power Systems Research*. – 1997. – No. 40. – P. 27–35.
7. Бова, В.В. Применение искусственных нейронных сетей для коллективного решения интеллектуальных задач // В.В. Бова, А.Н. Дуккардт // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2012. – № 7. – С. 131–138.
8. Каменев, А.С. Нейро моделирование как инструмент интеллектуализации энергоинформационных сетей / А.С. Каменев, С.Ю. Королев, В.Н. Сокотуценко. – М.: ИЦ «Энергия», 2012. – 124 с.
9. Медведев, В.С. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин. – М.: Диалог, 2001. – 630 с.
10. Ананичева, С.С. Модели развития электроэнергетических систем: учеб. пособие / С.С. Ананичева, П.Е. Мезенцев, А.Л. Мызин // Екатеринбург: УрФУ, 2014. – 148 с.
11. Andervazh, M-R. Decision support system for multicriteria reconfiguration of power distribution systems using CSO and efficient graph traversal and repository management techniques / M-R. Andervazh, S. Javadi, M. Hosseini Aliabadi // *International Transactions on Electrical Energy Systems*. – 2018. – e2579. <https://doi.org/10.1002/etep.2579>.
12. Haykin, S. Neural networks and learning machines / S. Haykin. – Pearson Prentice Hall Publ., 2009. – 906 p.
13. Дианов, Р.С. Система поддержки принятия решений при разработке газоконденсатных месторождений на основе нейронных сетей / Р.С. Дианов, О.М. Проталинский // *Автоматизация в промышленности*. – 2005. – № 7. – С. 50–52.
14. Gajowniczek, K. Electricity peak demand classification with artificial neural networks / K. Gajowniczek, R. Nafkha, Z. Tomasz // *Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems*. – 2017. – P. 307–315. DOI: 10.15439/2017F168
15. Davis, J. The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves / J. Davis, M. Goadrich // *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*. – 2006. – P. 233–240. DOI: 10.1145/1143844.1143874

**Семенова Наталья Геннадьевна**, канд. техн. наук, д-р пед. наук, доцент, профессор кафедры «Автоматизированный электропривод, электромеханика и электротехника», Оренбургский государственный университет, г. Оренбург; tomsk@house.osu.ru.

**Чернова Анастасия Дмитриевна**, старший преподаватель кафедры «Электро- и теплоэнергетика», Оренбургский государственный университет, г. Оренбург; fiara@inbox.ru.

Поступила в редакцию 17 августа 2018 г.

## SELECTING A PREFERRED ELECTRICAL SUPPLY SYSTEM DEVELOPMENT SOLUTION BASED ON NEURAL NETWORKS TECHNOLOGY

N.G. Semenova, [tomsk@house.osu.ru](mailto:tomsk@house.osu.ru),

A.D. Chernova, [fiara@inbox.ru](mailto:fiara@inbox.ru)

Orenburg State University, Orenburg, Russian Federation

The decision on the development of electrical supply systems is based on the analysis of a large amount of information, comparison of multiple options, and the evaluation of the solution long-term impact. This complicates the selection process for the alternative to the development of the electrical network (ADEN). Thus an automated decision support system, facilitating the determination of the preferred ADEN, is required.

The article presents the selection procedure for the mathematical apparatus to solve the specified task, and substantiates its characteristics. It is suggested to use the technology of artificial neural networks (ANN), based on the developed multi-criteria system for estimating ARES, which allows ranking the alternatives based on the degree of their preference. The architecture of the ANN, the algorithm for optimizing weights, and their efficiency at various parameters are substantiated. The F-measure and the percentage of correctly accepted decisions were selected as efficiency indicators. They amounted to 0.9794 and 97.83 %, respectively, for optimal network parameters. The received INS was successfully tested in the software package.

*Keywords:* development of electrical networks, decision support systems, multi-criteria evaluation system, neural networks.

### References

1. Glazunov A.A., Leshchinskaya T.B., Shvedov G.V. [Algorithm for Solving Multicriteria Optimization Problems with Indefinite Information on the Example of Optimal Power Selection for a Deep High-voltage Input]. *Electrical Technology Russia*, 2004, no. 10, pp. 8–14. (in Russ.)
2. Pankrat'ev P.S., Shakirov V.A. [Decision Making Support at the Pre-Feasibility Study Stage Based on Two Level Multi-Attribute Analysis]. *Mezhdunarodnyy nauchno-issledovatel'skiy zhurnal* [International Research Journal], 2013, vol. 2, no. 8 (15), pp. 71–73. (in Russ.)
3. Lyubchenko V.Ya., Manusov V.Z., Pavlyuchenko D.A. [Genetic Algorithm for Optimizing Power System Modes by Active Power]. *Elektro* [Electro], 2003, no. 3, pp. 71–73. (in Russ.)
4. Bulatov B.G., Tarasenko V.V. [Algorithms for Optimal Distribution Network Reconfiguration]. *Bulletin of South Ural University. Ser. Power Engineering*, 2013, vol. 13, no. 2, pp. 14–18. (in Russ.)
5. Berdin A.S., Kokin S.E., Semenova L.A. [Optimization of the Power Supply System in Conditions of Uncertainty]. *Promyshlennaya energetika* [Industrial Power Engineering], 2010, no. 4, pp. 29–35 (in Russ.)
6. Ramsay B., McPherson A., Eastwood R., Ozveren C.S., Glare J. Oatley. A Decision Support System for Electricity Distribution Network Refurbishment Projects. *Electric Power Systems Research*, 1997, no. 40, pp. 27–35.
7. Bova V.V., Dukhardt A.N. [Application of Artificial Neural Networks for Collective Decision of Complex Intelligent Problems]. *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Bulletin of Southern Federal University. Technical Science.], 2012, no. 7, pp. 131–138. (in Russ.)
8. Kamenev A.S., Korolev S.Yu, Sokotushchenko V.N. *Neyromodelirovanie kak instrument intellektualizatsii energoinformatsionnykh setey* [Neuro-Modeling as a Tool of Energy Information Networks Intellectualization], Moscow, Energiya Publ., 2012. 124 p.
9. Medvedev V.S., Potemkin V.G. *Neyronnye seti. MATLAB 6* [Neural Networks. MATLAB 6], Moscow, DIALOG Publ., 2001. 630 p.
10. Ananicheva S.S., Mezentsev P.E., Myzin A.L. *Modeli razvitiya elektroenergeticheskikh sistem: uchebnoe posobie* [Models of Development of Electric Power Systems: Textbook], Ekaterinburg, Ural Federal University Publ., 2014. 148 p.
11. Andervazh M-R., Javadi S., Aliabadi M. Hosseini. Decision Support System for Multicriteria Reconfiguration of Power Distribution Systems Using CSO and Efficient Graph Traversal and Repository Management Techniques. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 2018, e2579. <https://doi.org/10.1002/etep.2579>

12. Haykin S. *Neural Networks and Learning Machines*. Pearson Prentice Hall Publ., 2009. 906 p.

13. Dianov R.S., Protalinskiy O.M. [Decision Support System for the Development of Gas Condensate Deposits Based on Neural Networks]. *Avtomatizatsiya v promyshlennosti* [Automation in the Industry], 2005, no. 7, pp. 50–52. (in Russ.)

14. Gajowniczek K., Nafkha R., Tomasz Z. Electricity Peak Demand Classification with Artificial Neural Networks. *Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems*, 2017, pp. 307–315. DOI: 10.15439/2017F168

15. Davis J., Goadrich M. The Relationship between Precision-Recall and ROC Curves. *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*, 2006, pp. 233–240. DOI: 10.1145/1143844.1143874

*Received 17 August 2018*

---

#### ОБРАЗЕЦ ЦИТИРОВАНИЯ

Семенова, Н.Г. Выбор предпочтительного решения по развитию электрических сетей на основе нейросетевых технологий / Н.Г. Семенова, А.Д. Чернова // Вестник ЮУрГУ. Серия «Энергетика». – 2018. – Т. 18, № 3. – С. 38–45. DOI: 10.14529/power180305

#### FOR CITATION

Semenova N.G., Chernova A.D. Selecting a Preferred Electrical Supply System Development Solution Based on Neural Networks Technology. *Bulletin of the South Ural State University. Ser. Power Engineering*, 2018, vol. 18, no. 3, pp. 38–45. (in Russ.) DOI: 10.14529/power180305

---