

П. Д. Лежнюк, д. т. н., проф.; О. О. Рубаненко

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ТЕКУЩИХ ПАРАМЕТРОВ РЕЖИМА ЭЭС В УСЛОВИЯХ НЕПОЛНОТЫ НАЧАЛЬНЫХ ДАННЫХ С ПРИМЕНЕНИЕМ СРЕДСТВ НЕЙРОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Предложена математическая модель, которая позволяет находить мощности нагрузок в узлах при отказе устройств телеметрии, путем использования гибридной нейронной сети и алгоритма нечеткого вывода Сугено.

Ключевые слова: *потери электроэнергии, алгоритм нечеткого вывода Сугено, мощность в узле, функции принадлежности.*

Актуальность

Замена структуры энергетической отрасли и переход на другой уровень функционирования привели к появлению новых и заострению существующих проблем транспортировки и распределения электроэнергии. Одной из таких проблем является повышение потерь мощности, которые в течение длительного времени в электроэнергетических системах (ЭЭС) Украины не превышали 10% [1, 2], а в последние годы выросли до уровня, который почти вдвое превышает аналогичные показатели западных стран [2, 3]. Одна из причин этого – моральное и физическое старение оборудования объектов электрических сетей на всех уровнях эксплуатации энергетической системы Украины и невозможность его модернизации в результате сложного финансового состояния отрасли [4, 5, 6]. Перспективным направлением уменьшения потерь является внедрение современных автоматических и автоматизированных систем управления ЭЭС с целью обеспечения оптимальных режимов работы [7]. Эффективность их работы определяется алгоритмами, заложенными в основу их работы.

Эффективность оптимального управления определяется точностью, адекватностью математических моделей. Математические модели процесса автоматизации оптимального управления динамическими системами в целом характеризуются частичными подходами. Воссоздание полной картины моделируемого явления позволяет достичь достаточной обобщенности результатов исследований и распространить последние на ряд подобных явлений.

Для повышения эффективности оптимального управления целесообразно использовать одну методологическую базу и системный подход на всех этапах решения задачи оптимального управления, начиная с формирования математической модели и заканчивая практической реализацией оптимальных решений.

Поэтому актуальными являются задачи построения математических моделей изменения оптимальных параметров нормального режима, которые бы позволяли определить такие изменения напряжений на подстанциях, которые могут обеспечить наименьшие суммарные потери в сетях. Нужно разработать модели, которые бы позволяли спрогнозировать те начальные параметры, которые нужны для расчета нормального режима, но не поступили по каким-либо причинам.

Целью работы является разрабатывание математической модели, которая бы позволила средствами нечеткого моделирования находить мощности нагрузок при отказе устройств телеметрии.

Нахождение неизвестных параметров для расчета режима

В процессе эксплуатации возникают ситуации, когда в результате повреждения средств телеметрии, каналов связи, а также по другим причинам не хватает начальных данных для качественного расчета оптимальных параметров нормального режима ЭЭС. Рассмотрим такую ситуацию на примере сетей 330-750 кВ ЮЗЭС (Юго-Западной энергетической системы) (рис. 1).

При реализации принципов такого управления возможна децентрализация части информационных функций без потери принципов централизованного управления регулирующими трансформаторами.

То есть, на определенном интервале изменение нагрузок управления трансформатором может осуществляться только по параметрам зоны коррекции. При выходе параметров из заданного интервала автоматически корректируется закон управления. Поскольку такая коррекция осуществляется, выходя из общесистемного критерия оптимума по результатам оптимизационных расчетов с учетом всех технических ограничений, то системный подход сохраняется [8, 9].

Реализация закона оптимального управления осуществляется с учетом чувствительности. Задача оптимального управления формулируется таким образом, чтобы управляемый параметр, в нашем случае это мощность в узле, находился в области оптимума. Такой диапазон определяется в режиме реального времени для каждого отдельного трансформатора на основе информации, полученной по каналам телеметрии из узлов, которые входят в его зону коррекции. Корректирующими действиями системы автоматического управления (САУ), регулирующими устройствами напряжение вводится в область оптимума [10].

Из-за повреждения оборудования на подстанции (узел 830) диспетчер перестал получать данные о нагрузке в узле 830, данные из других узлов 710, 756, 824, 837 продолжают поступать.

Результаты предыдущих измерений сохраняются на сервере ЮЗЭС, фрагмент этих данных приведен в таблице 1.

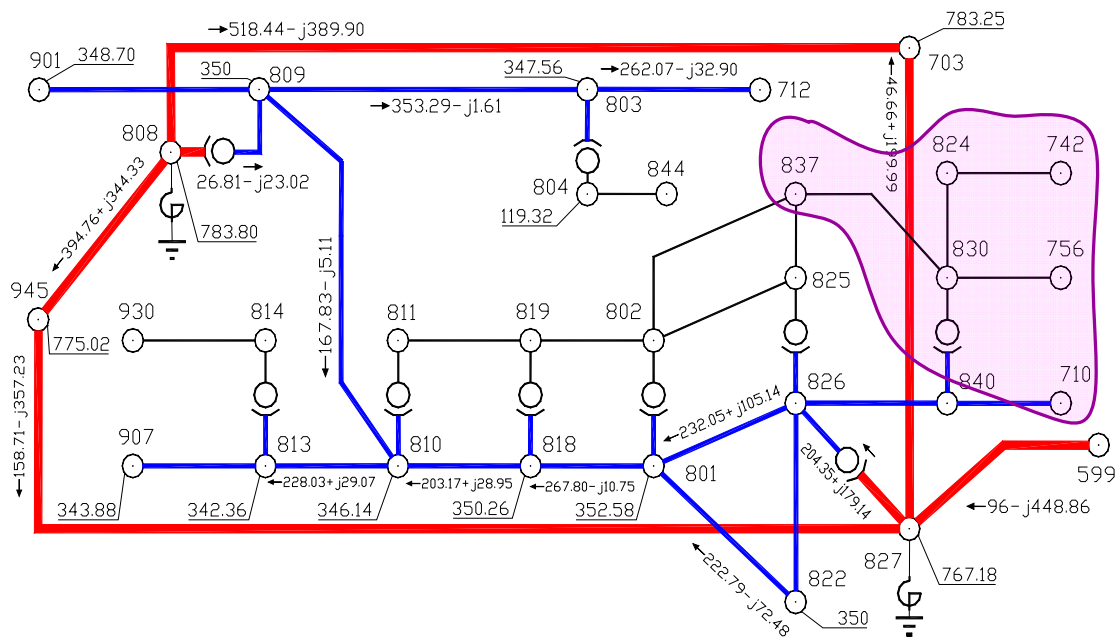


Рис. 1. Фрагмент сетей 110 -750 кВ ЮЗЭС

Нужно определить результаты измерений в узле 830, которые необходимы для расчета оптимальных параметров нормального режима. Рассмотрим на примере определение R_{830} .

Алгоритм нечеткого вывода Сугено

Для этого воспользуемся алгоритмом нечеткого вывода Сугено. Этот алгоритм предусматривает следующие этапы [10].

1. Формирование базы правил систем нечеткого вывода. В базе правил используются только правила нечетких продукций в форме:

ПРАВИЛО $\langle \# \rangle$: ЕСЛИ " β_1 есть α " И " β_2 есть α " ТО " $w = \varepsilon_1 \cdot a_1 + \varepsilon_2 \cdot a_2$ ".

Здесь $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ - весовые коэффициенты. При этом значение исходной переменной w определяется как действительное число.

2. Фаззификация входных переменных.

3. Агрегация подусловий в нечетких правилах. Для нахождения степени истинности условий всех нечетких правил, как правило, используется логическая операция $\min$ -конъюнкции. Правила, степень истинности условий которых отличается от нуля, считаются активными и используются для последующих расчетов.

4. Активизация подвыводов в нечетких правилах. Во-первых, находятся значения степеней истинности всех выводов правил. Во-вторых, осуществляется расчет обычных (не нечетких) значений выходных переменных каждого правила. Это выполняется с использованием формулы для вывода, в которую вместо a_1 и a_2 подставляются значения входных переменных к этапу фаззификации. Тем самым определяется множество значений $C = \{c_1, c_2, c_3, c_4, \dots, c_n\}$ и множество значений исходных переменных $W = \{w_1, w_2, w_3, w_4, \dots, w_{cn}\}$.

5. Аккумуляция выводов нечетких правил. Аккумуляция фактически отсутствует, поскольку расчеты осуществляются с обычными действительными числами.

6. Дефаззификация выходных переменных. Используется модифицированный вариант в форме метода центра тяжести для одноточечных множеств.

Построение модели

Моделирование проводим в среде универсальной системы компьютерной математики MATLAB. С этой целью используем редактор гибридных сетей Anfis.

Для создания гибридной сети загружаем данные из таблицы 1. В качестве входных данных указаны мощности нагрузок узлов 710, 756, 824, 837, в качестве выходных данных – нагрузки в узле 830.

Таблица 1

Фрагмент данных телеизмерений в подстанциях ЮЗЭС

Рнав.710	Рнав.756	Рнав.824	Рнав. 837	Рнав.830
13.23	3.00	11.04	7.28	8.01
8.10	3.01	6.8	4.68	6.23
10.80	3.00	8.92	5.88	8.01
13.50	3.002	11.04	7.28	9.78
14.58	3.005	11.04	7.28	8.01
16.2	3.01	13.81	9.1	12.10

Продолжение табл. 1

Рнав.710	Рнав.756	Рнав.824	Рнав. 837	Рнав.830
17.55	3.02	13.81	9.10	11.56
22.95	3.00	16.99	11.20	14.23
22.41	3.00	16.99	11.20	15.12
..			...	..
16.47	3.1	12.96	8.54	11.58

Перед генерацией Generate Fis задаем по три терма для каждой из входных величин, а также тип функций принадлежности gauss2mf. Тип исходной функции выбираем linerial. После генерации получим следующую структуру гибридной сети (рис. 2.).

Перед учебой сети выбираем гибридный метод обучения, который является комбинацией метода наименьших квадратов и метода уменьшения обратного градиента.

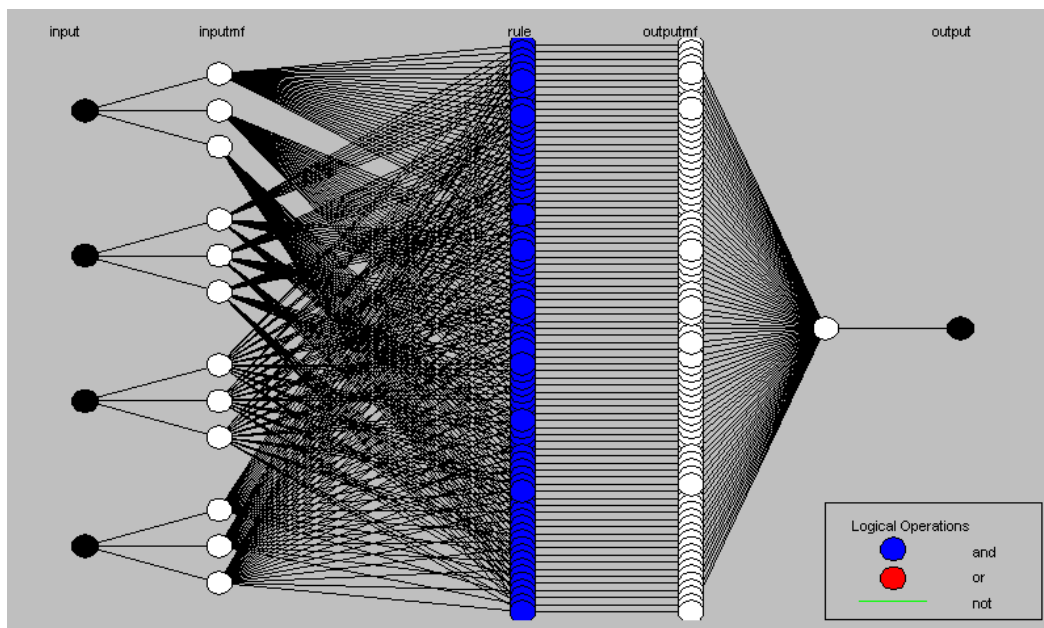


Рис. 2. Структура гибридной сети

Устанавливаем уровень погрешности обучения - 0. Задаем количество циклов обучения - 10 (рис. 3).

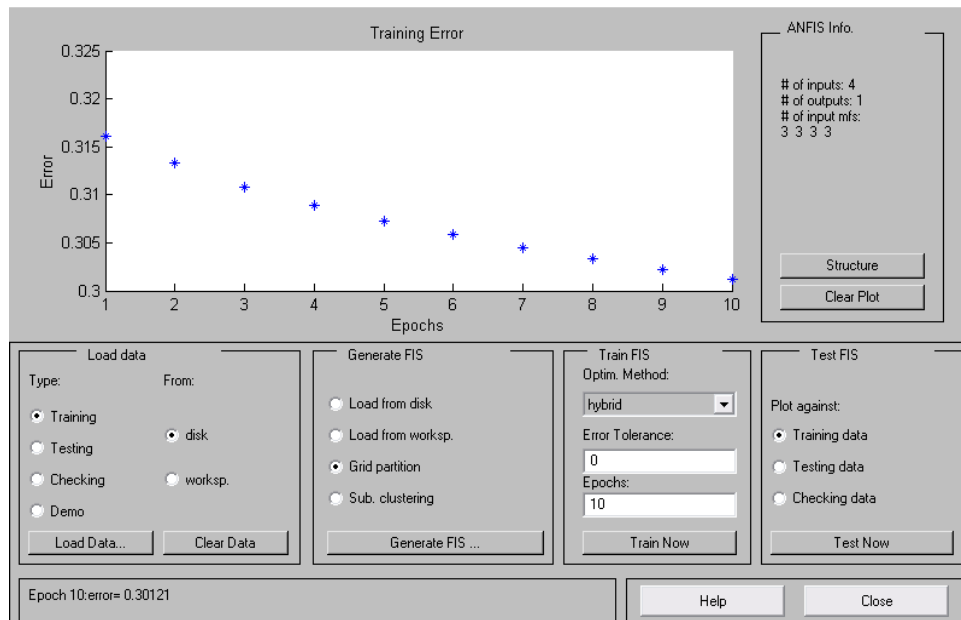
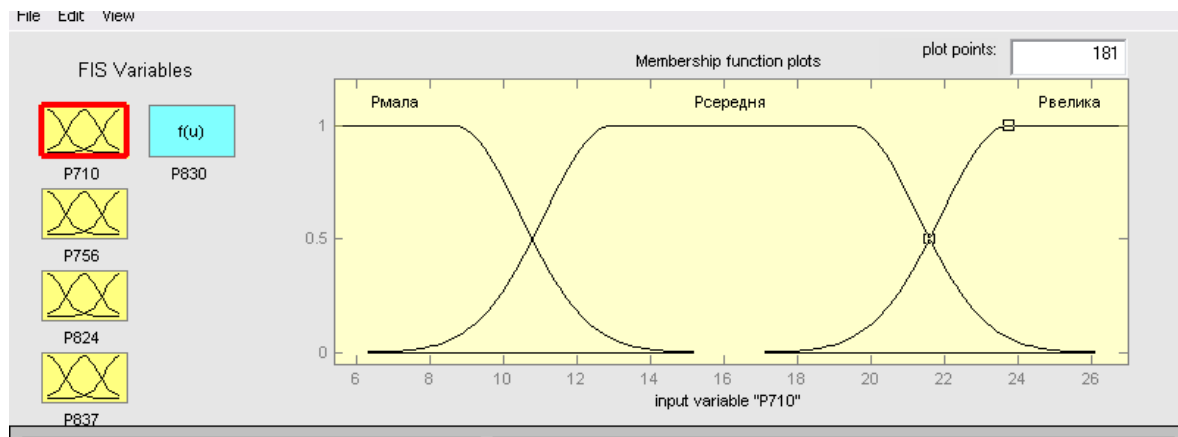


Рис. 3. Погрешность обучения сети

Функции принадлежности для термов переменной P_{830} приведены на рис. 4.

Рис.4. Функции принадлежности для термов переменной нагрузки P_{830}

Выбор оптимальной (с точки зрения погрешности обучения) функции принадлежности и оптимального метода обучения осуществлялось путем сравнения 16 моделей.

Учеба сети длится 30 минут (процессор Sempron 2800+). Погрешность обучения составляет 0,3 МВт (рис.3).

Для исследования построенной модели гибридной сети можно воспользоваться программой Rule Viever.

Искомое значение неизвестной переменной (мощность узла 830) определяется при известных нагрузках узлов 710, 756, 824, 837 с помощью построенной модели (рис. 6).

Так, например, при мощностях нагрузок в узлах 710, 756, 824, 837:

$P_{710}=22,41\text{ МВт}$; $P_{756}=3,00\text{ МВт}$; $P_{824}=22,41\text{ МВт}$; $P_{837}=22,41\text{ МВт}$.

Прогнозируемое значение мощности нагрузки в узле $P_{830}=14,6\text{ МВт}$.

Погрешность $15,12-14,6=0,52\text{ МВт}$.

Так, например, при нагрузках узлов 710,756,824,837:

$P_{710}=13,23$ МВт; $P_{756}=3,00$ МВт; $P_{824}=11,04$ МВт; $P_{837}=7,28$ МВт.

Прогнозируемое значение мощности нагрузки в узле $P_{830}=8,01$ МВт.

Погрешность $8,01-8,01=0$ МВт.

При построении сети использовался многовариантный подход, а именно: рассматривались варианты с функциями принадлежности типа *trimf*, *trapmf*, *gbellmf*, *gaussmf*, *pimf*, *dsigmf*, *psigmf*, а также альтернативный гибридный методу обучения – метод обратного распространения ошибки *backprop*.

Полученная модель является системой логических уравнений (рис. 5).

Та же система уравнений, но записанная в другой форме имеет вид:

{	ЕСЛИ P_{710} = «большая» И P_{756} = «средняя» И P_{824} = «средняя» И P_{837} = «большая»,
	ТО P_{830} = «средняя»
	ЕСЛИ P_{710} = «большая» И P_{756} = «средняя» И P_{824} = «большая» И P_{837} = «маленькая»,
	ТО P_{830} = «средняя»
	
	ЕСЛИ P_{710} = «большая» И P_{756} = «большая» И P_{824} = «большая» И P_{837} = «большая»,
	ТО P_{830} = «средняя»

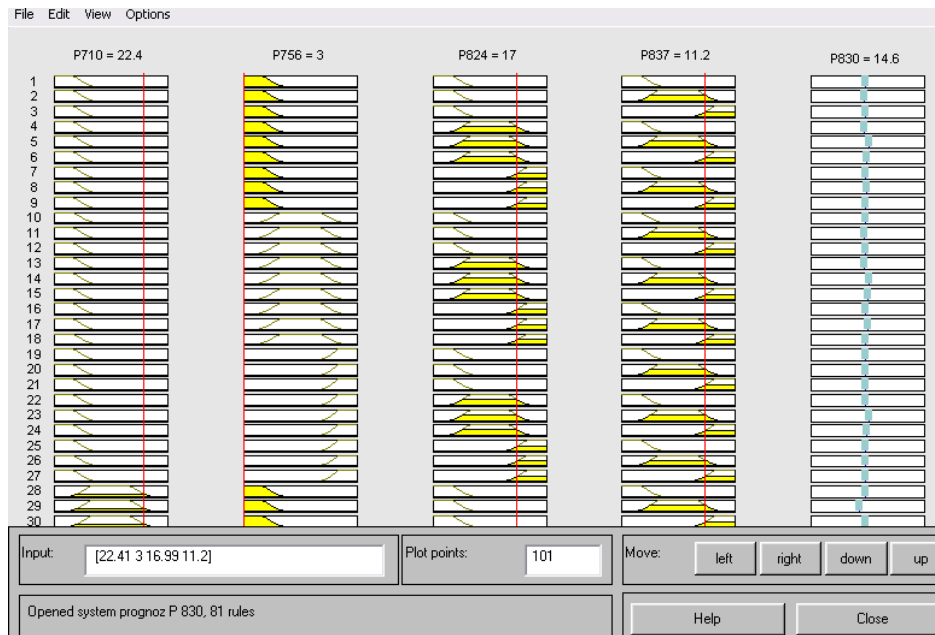


Рис. 5. Результаты расчета мощности нагрузки в узле 830 с помощью разработанной модели

69. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf2) and (P824 is in3mf2) and (P837 is in4mf3) then (P830 is out1mf69) (1)
 70. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf2) and (P824 is in3mf3) and (P837 is in4mf1) then (P830 is out1mf70) (1)
 71. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf2) and (P824 is in3mf3) and (P837 is in4mf2) then (P830 is out1mf71) (1)
 72. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf2) and (P824 is in3mf3) and (P837 is in4mf3) then (P830 is out1mf72) (1)
 73. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf1) and (P837 is in4mf1) then (P830 is out1mf73) (1)
 74. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf1) and (P837 is in4mf2) then (P830 is out1mf74) (1)
 75. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf2) and (P837 is in4mf2) then (P830 is out1mf75) (1)
 76. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf2) and (P837 is in4mf3) then (P830 is out1mf76) (1)
 77. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf2) and (P837 is in4mf1) then (P830 is out1mf77) (1)
 78. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf3) and (P837 is in4mf2) then (P830 is out1mf78) (1)
 79. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf3) and (P837 is in4mf3) then (P830 is out1mf79) (1)
 80. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf3) and (P837 is in4mf1) then (P830 is out1mf80) (1)
 81. If (P710 is in1mf3) and (P756 is in2mf3) and (P824 is in3mf3) and (P837 is in4mf3) then (P830 is out1mf81) (1)

If P710 is and P756 is and P824 is and P837 is Then P830 is

in1mf1 in2mf1 in3mf1 in4mf1 out1mf1
 in1mf2 in2mf2 in3mf2 in4mf2 out1mf2
 in1mf3 in2mf3 in3mf3 in4mf3 out1mf3
 none none none none out1mf4
 none out1mf5
 none out1mf6
 none out1mf7
 none out1mf8

☐ not ☐ not ☐ not ☐ not ☐ not

Connection: ☐ or ☒ and

Weight: 1

Delete rule Add rule Change rule << >>

Рис. 6. Система логических уравнений

Таким образом было рассмотрено 16 вариантов моделей. Критерием оптимизации при выборе наилучшей модели является минимум погрешности обучения, которая для избранного решения составляет 0,30727. Зависимость активной мощности в узле 830 от активных мощностей узлов 710,756,824,837 является сложной, о чем свидетельствует поверхность прогнозируемых значений активной мощности в узле 830, которая приведена на рис. 7 – 10.

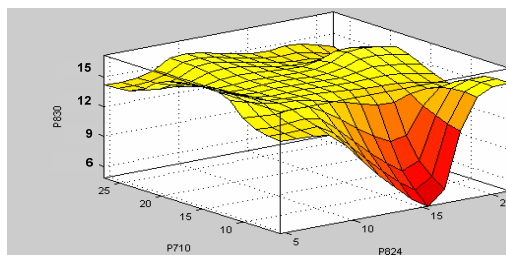


Рис. 7. Поверхность прогнозируемых значений в узле 830 в зависимости от от активной мощности в узле 824 и 710

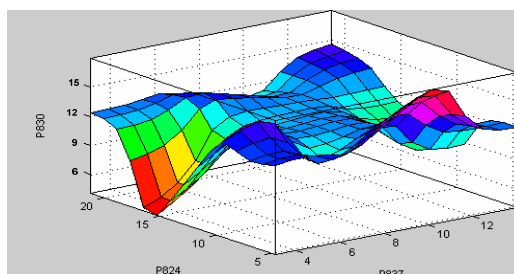


Рис. 8. Поверхность прогнозируемых значений в узле 830 в зависимости от активной мощности в узле 824 и 837

Проверка разработанной модели проводилась на проверочных данных в среде MATLAB.

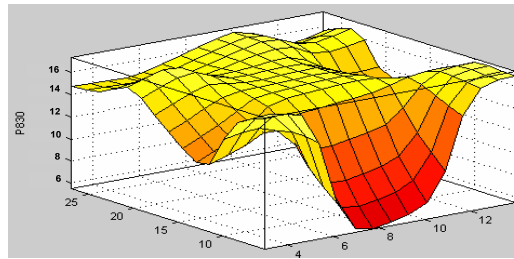


Рис. 9. Поверхность прогнозируемых значений в узле 830 в зависимости от активной мощности в узле 837 и 710

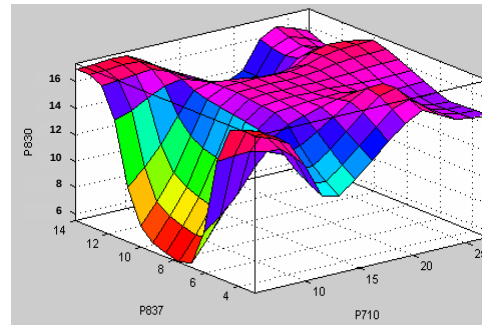


Рис. 10. Поверхность прогнозируемых значений в узле 830 в зависимости от активной мощности в узле 710 и 837

Оценка эффективности разработанной модели прогнозирования неизвестного значения мощности в узле

Для схемы, приведенной на рис.1, потери (при отсутствии прогнозируемых данных о мощности нагрузки в узле 830 – $P_{830}=11,56$ МВт) неоптимального режима составили 30,8 МВт, а оптимального режима – 28,3 МВт. Эффективность внедрения оптимального режима равна 2,5 МВт. При условиях использования в расчете прогнозируемого значения мощности нагрузки в узле 830 $P_{830}=14,23$ МВт получили значение потерь для оптимального режима 25,7 МВт, а для неоптимального – 29,2 МВт. Эффективность внедрения оптимального режима составила 3,5 МВт. Использование в расчетах прогнозируемого значения мощности нагрузки в узле 830 позволило уменьшить потери мощности на 1 МВт на 3,42%.

Выводы

Использование предложенного метода прогнозирования с использованием нейронных моделей позволяет определить необходимые данные для расчета оптимальных параметров нормальных режимов ЭЭС в условиях неполноты входных данных. Получение таких зависимостей в аналитическом виде является сложной задачей, которая легко решается средствами нейронного моделирования в среде MATLAB. Разработана математическая модель позволяет находить мощности нагрузок в узлах при отказе устройств телеметрии путем использования гибридной нейронной сети и алгоритма нечеткого вывода Сугено.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бабушкин В.М., Бондаренко Э.А., Черемисин И.М. Современное состояние энергетики Украины и проблемы ее развития // Электрические сети и системы. – 2003. – №2. – С. 3 – 7.
2. Паливно-енергетичний комплекс України в контексті глобальних енергетичних перетворень / Шидловський А.К., Стогній Б.С., Кулик М.М. та ін. – Київ: Українські енциклопедичні знання, 2004. – 468 с.
3. Павловський В.В., Куденко Г.Е. Инженерный расчёт потерь мощности и энергии в электрических сетях, основанный на моделировании установившихся режимов // Электрические сети и системы. – 2004. – №3. – С. 17 – 22.

4. Дикий М. О. Сучасний стан і перспективи оздоровлення енергетики України // Енергетика и электрификация. – 2001. – № 5. – С. 2 – 7.
5. Жирабок А.Н. Нечёткие множества и их использование для принятия решений // Соросовский образовательный журнал. – 2001. – №2. – С. 28 – 33.
6. Жуков Л.А., Стратан И.П. Установившиеся режимы сложных электрических сетей и систем: Методы расчета. – М.: Энергия, 1979. – 416 с.
7. Лежнюк П.Д., Рубаненко О.О. Оптимальне керування режимами електроенергетичних систем з застосуванням нечіткого моделювання // Вісник Кременчуцького державного політехнічного університету імені Михайла Остроградського. – 2007. – №4. – С. 129 – 133.
8. Идельчик В.И. Расчеты и оптимизация режимов электрических сетей и систем. – М.: Энергоатомиздат, 1988. – 288 с.
9. Реклейтис Г., Рейвиндран А., Рэгсдел К. Оптимизация в технике. т. 1. – М.: Мир, 1986. – 346 с.
10. Автоматизация управления энергообъединениями / Гончуков В.В., Горнштейн В.М., Крумм Л.А. и др. – М.: Энергия, 1979. – 432 с.
11. Леоненков А.В. Нечёткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. – БХВ-Петербург, 2003. – 736 с.

Лежнюк Петр Демьянович – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедры электрических станций и систем.

Рубаненко Елена Александровна – аспирант кафедры электрических станций и систем.

Винницкой национальной технический университет.