Применение модели нейронной сети для оценки текущего значения предела устойчивости электрической системы по напряжению

РАХМАНОВ Н.Р, ГУЛИЕВ Г.Б.

В многогранной проблеме оценивания общей устойчивости электрической системы (ЭС) одной из важных является устойчивость по напряжению. На основе применения нейросетевой модели рассматривается новый подход для оценки и коррекции в реальном времени предела устойчивости ЭС по напряжению. Предложен метод оценивания предела устойчивости электрической системы по изменчивости профиля напряжения, описываемого моделью искусственной нейронной сети. Обучение нейронной сети, оценивающей узловые напряжения, проводится на основе повторяющихся расчетов установившегося режима системы для различных состояний ее схемы, значений мощностей генерации и нагрузки. Результаты тестирования метода на примере 14-узловой схемы IEEE и реальной схемы системы Азербайджана подтвердили возможность быстрого непосредственного определения текущего значения предела напряжения и значений возможной загруженности сети по передаваемой мощности при достижении значения предела напряжения в одном из узлов ЭС.

Ключевые слова: энергосистема, напряжение, предел устойчивости, искусственные нейтронные сети

Существующая в настоящее время система обеспечения устойчивости электрической системы (ЭС) построена на принципах отработки общей реакции устройств, регулирующих режим для поддержания нормального функционирования всей ЭС. В современных ЭС подобные системы общей реакции на возмущения реализованы в виде схемы целостной защиты ЭС, к которым относятся и системы ограничения нагрузки при понижении напряжения или частоты, разделении схемы и т.д. [1, 2].

В комплексе оценивания общей устойчивости энергосистемы одной из важных является устойчивость по напряжению, которая определяет способность сохранения значения напряжений в узлах в границах, за пределами которых возникает коллапс напряжения — нарушение режима нормальной работы потребителей с последующим повреждением [3].

В настоящее время предлагаются обобщающие методические рекомендации проведения анализа устойчивости ЭС по напряжению. В [4, 5] приводится определение явления неустойчивости по напряжению, предлагаются вычислительные средства оценивания устойчивости по напряжению. В [5] показано, что ограничения на параметры в критических режимах, возникающих при тяжелых авариях в энергосистеме, могут также приводить к неустойчивости по напряжению. Для формирования соответствующей реакции на такие возмущения в [6] предложена централизованная система ограничения нагрузки, реализованная в виде интегрированной системы, действующей как от понижения частоты, так и от понижения напряжения.

Нарушение устойчивости по напряжению обычно сопровождается медленными колебаниями от

нескольких секунд до нескольких минут и более [7]. Это дает возможность упростить задачу анализа устойчивости по напряжению путем представления медленного колебания в виде серии установившихся состояний ЭС, соответствующих точкам, расположенным вдоль траектории ее колебаний. Существующие на этой основе методы расчета предела устойчивости обычно требуют достаточно много времени для оценки утяжеляемых режимов и поэтому не пригодны для алгоритмов оперативного управления.

В [8] показано, что при некоторых случайно возникающих состояниях системы большие возмущения могут привести к неустойчивости по напряжению. Для рассмотрения таких воздействий в [3] предлагается централизованная схема отключения нагрузки от понижения напряжения, которая совместно со схемой отключения нагрузки от понижения частоты составляет комплексную схему ограничения нагрузки.

На практике значение напряжения, принимаемое для автоматической системы ограничения нагрузки от понижения напряжений, не обеспечивает безопасность от неустойчивости по напряжению, возникшей при критических обстоятельствах. Идеально самовосстановление должно подтвердить, что устойчивость как по частоте, так и по напряжению будет обеспечена соответствующей реакцией системы при появлении в ней возмущений.

В ряде исследований для оценивания неустойчивости по напряжению вводятся различные коэффициенты [3, 9, 10]. Для получения этих показателей требуется матрица проводимостей [3, 9] или эквивалент Тевенена [10] для того, чтобы в реальном времени спрогнозировать возможный коллапс напряжения. Развитый в [11] подход оценки устойчивости по напряжению по показателю риска идентифицирует чувствительность системы к неустойчивости по напряжению для каждой шины, вызванной случайным воздействием, используя серии измеренных напряжений для каждого момента. При расчете этого показателя не требуются входные данные от других шин, как это делается для других показателей.

В [2, 5, 9, 11] предложены алгоритмы оценивания устойчивости системы по напряжению с помощью моделей искусственной нейтральной сети (ИНС), которые успешно используются в системах оперативного диспетчерского управления. В целях сохранения устойчивости по напряжению алгоритм ИНС дает возможность выявить типы, места и число включаемых регулируемых источников реактивной мощности.

Классический принцип моделирования в виде «черного ящика» в [2] развит для оценивания устойчивости по напряжению в реальном времени. Предлагаются регрессионные зависимости для предельных по устойчивости значений напряжения от разных текущих состояний системы (параметров схемы и режима).

Проведенный анализ методов определения устойчивости системы по напряжению в [14–17], несмотря на то, что из существующих других методов они более адаптированы к реальным изменениям схемы и режима системы, в то же время не облада-

ют достаточной чувствительностью к этим изменениям и не дают возможности предсказания нарушения устойчивости по напряжению.

В статье на основе применения нейронной модели предлагается новый подход к оценке и коррекции в реальном времени предела устойчивости по напряжению. В предлагаемом методе модель нейронной сети выполняет роль идентификатора границы значения напряжения, в пределах которой сохраняется нормальный режим работы системы. Модель ИНС в качестве исходной информации использует данные по профилям напряжения, которые могут быть получены на основе расчетных экспериментов или по замерам в реальной схеме сети с помощью РМU. Таким образом, с помощью многочисленных замеров профилей определяются узлы, напряжения в которых ухудшаются и достигают

предельного значения при определенных значениях перетока мощности по сети.

Простота и доступность измерений напряжения в узлах показывают пригодность данного подхода для оценивания предела устойчивости ЭС по напряжению в нормальных режимах.

Сущность метода. Предельное значение напряжения в сети определяется на основе анализа результатов расчетных экспериментов, проводимых для утяжеленных режимов, соответствующих новой, увеличенной относительно исходного значения, нагрузке. Для быстрой оценки предела расчетная модель изображена нейронной сетью, вход которой представлен в виде профилей напряжения, задаваемых из расчетных экспериментов или измерений значений и фаз узловых напряжений исследуемой сети. Для отдельных фиксированных состояний схемы (заданных параметров сети и мощностей узлов) проводятся серии расчетов потокораспределения при разных увеличенных значениях суммарной нагрузки вплоть до значения, когда напряжение в одном или нескольких узлах становится меньше заданного предельного по устойчивости значения.

Рис. 1 графически поясняет процедуру выявления предела устойчивости ЭС по напряжению путем постепенного утяжеления режима вплоть до предельно допустимой загруженности по передаваемой мощности через ее сеть.

Для устранения неустойчивости режимов с пониженным напряжением рассматривается возможность размещения или использования уже вклю-



Рис. 1. Изменение предела загруженности и устойчивости по напряжению: $P_{U_{\text{Hop}}}^{\text{lim}}$ –

значение прироста мощности нагрузки сети при допустимых отклонениях напряжения в нормальных режимах; $P_{\rm max}$ – мощность нагрузки сети при напряжении, равном границе нормального допустимого отклонения; $P_{U_{\rm kp}}$ – значение прироста

мощности при коллапсе напряжения (максимум мощности кривой P-U); P_U^{lim} – максимум мощности передачи при коллапсе напряжения

«ЭЛЕКТРИЧЕСТВО» № 4/2015

ченных источников реактивной мощности. Объем размещаемых источников реактивной мощности, а также оптимизация их управления рассматриваются для узлов, наиболее чувствительных к изменениям от утяжеления режима.

На рис. 2 показана концептуальная структура предлагаемого метода. Значение чувствительности оценивается в период обучения нейронной модели на основе накопленной информации в весовых коэффициентах этой модели и профиля напряжения на данный текущий режим.

Модель нейронной сети для оценивания устойчивости по напряжению. В данном случае многослойная упреждающая нейронная сеть использована для отображения существенной нелинейной зависимости между профилем напряжения сети и соответствующим пределом устойчивости. Профиль напряжения определяется путем синхронных измерений напряжений в узлах, составляющих вектор входов модели ИНС. Число входных нейронов ИНС определяется исходя из размеров исследуемой системы. Выход ИНС представлен одним нейроном, описывающим $U_{\rm kp}(i)$. Число скрытых нейронов определяется расчетным экспериментом из сравнения результатов обучения и предложенной модели упреждения.

В целом одним из недостатков применения

нейронной сети в решениях электроэнергетических задач является зависимость расчетных экспериментов от топологии сети системы. Эта зависимость вызывает необходимость обновления экспериментов в случае какого-либо изменения в топологии сети при отключении и вводе в работу дополнительных линий. Набор входов ИНС модели выбирается так, чтобы отобразить зависимость их изменения при изменении топологии сети, которые появляются при аварийном отключении линии или генератора.

Каждому отдельному множеству исходных данных, определяющему текущее состояние энергосистемы, соответствует профиль напряжения, с помощью которого можно оценить чувствительность узла к отклонениям параметров внешней сети и отклонение значения его напряжения от заданного предельного значения.

Для обучения модели ИНС, оценивающей устойчивость ЭС по напряжению, необходимо подготовить достаточный объем исходной информации: значения нагрузки и генерации, параметры схемы сети. Для каждой ступени прироста нагрузки проводится расчет потокораспределения. Аналогичные расчеты выполняются для разных фиксированных состояний схемы, мощностей источников и нагрузки, при которых возникает коллапс напряжения. Каждый уровень нагрузки в узлах схемы ЭС по мере роста может быть представлен вектором размерностью, равной числу узлов схемы, показывающим тенденцию прироста нагрузок в отдельных узлах. Элементы вектора представляют долю нагрузки в узле k относительно суммарной нагрузки системы:

$$a_{k} = \frac{P_{Hk}}{\underset{k=1}{\overset{n}{n}}}.$$
 (1)

На рис. З изображены профили изменения напряжения в конкретном узле 14-узловой тестовой схемы IEEE в течение 24 ч. Для каждого *i*-го нормального режима с нагрузкой P_{0i} и профилем напряжения со значениями узловых напряжений в нормально допустимых пределах относительное значение прироста мощности сети в указанных пределах напряжения определяется как

lim

$$DP_{U_{\rm Hop}}^{\rm min} = P_{\rm max\,i} - P_{0i}, \qquad (2)$$



Рис. 2. Принципиальная схема мониторинга текущего значения предела устойчивости по напряжению с помощью модели нейронной сети

где $P_{\max i}$ - максимальная мощность передачи сети в *i*-м режиме при нормально допустимых значениях напряжения для каждого профиля; P_{0i} - заданное значение суммарной мощности нагрузки в *i*-м исходном режиме.

Основными факторами, оказывающими влияние на предел загруженности энергосистемы и предел устойчивости электрической сети по напряжению, являются характеристики нагрузки и генерации, топология схемы электрической сети, а также состояние компенсации реактивной мощности. Для того чтобы учесть эффект влияния топологии сети и компенсацию реактивной мощности на профиль напряжения и способность обучения нейронной модели для определения устойчивости по напряжению, в расчетной модели были рассмотрены варианты схемы, в которых отключены некоторые линии, а источники реактивной мощности изменены.

Процесс обучения ИНС можно сделать более эффективно: исключением излишней информации и выбором в качестве входа набора переменных, которые содержат достаточно информации по всем другим неучитываемым компонентам входных данных (метод выделения признаков). С этой целью первоначально все данные нормализуются таким образом, чтобы после преобразования они имели бы математическое ожидание, равное нулю, и единичное среднеквадратическое отклонение. Также необходимо, чтобы значения всех входов находились внутри заданного диапазона.

Обычно весь объем измерений входной информации, используемый для обучения модели нейронной сети, при определении предела устойчивости по напряжению зависит от размеров энергосистемы. Требуемая память и время эксперимента по обучению ИНС могут быть сокращены при снижении числа измерений входных данных. С целью уменьшения объема измерений при обучении ИНС используется метод главных компонент (МГК) [18, 19].

Анализ чувствительности модели ИНС при определении предела устойчивости по напряжению. Если в результате обучения модели ИНС будет обнаружено, что предел статической устойчивости по напряжению U_{кр(i)} меньше заданного значения $U_{\kappa p(i)}^{3 a \beta},$ повышения то лля значения до U_{кр(i)} ³ U^{3ад}_{кр(i)} используют дополнительное включение в сеть источника реактивной мощности. Место и объем дополнительно включаемой инъекции реактивной мощности определяются анализом чувствительности предела устойчивости по напряжению относительно изменчивости напряжения в каждом узле сети:

$$\frac{\partial \Pi_U}{\partial U} = \frac{\partial \mathbf{y}}{\partial E} (E^{\circ} \overset{\mathfrak{ge}_H}{\underset{e}{\mathsf{b}}_{i=1}} W_2(i) \frac{\partial \mathbf{j}_i}{\partial r_i} (r_i^{\circ}) \overset{h}{\overset{a}{\underset{j=1}{\overset{h}{\overset{h}}}} (W_1(i,j)T(j,u)) \overset{\boldsymbol{\ddot{\ominus}}}{\underset{j}{\overset{h}{\overset{h}{\overset{h}{\overset{h}}}}},$$
(3)

где H- число скрытых нейронов модели ИНС; hчисло узлов в схеме электрической сети; $W_1(i, j)$ весовой коэффициент связи j-го нейрона входного слоя с i-м нейроном скрытого слоя; $W_2(i)$ - весовой коэффициент связи выходного нейрона с i-м нейроном скрытого слоя; r_i , j_i - вход и выход i-го скрытого нейрона соответственно; E, у- вход и выход выходного нейрона соответственно; r_i° - начальное значение выхода i-го нейрона скрытого слоя; E° - начальное значение выхода выходного нейрона; u- число неконтролируемых узлов (PQ-шины); T(j,u)- элемент матрицы преобразования T.



Рис. 3. Профили напряжения для 14-узловой схемы

Для того чтобы определить узлы, в которых размещение компенсирующих устройств сможет более эффективно влиять на предел устойчивости по напряжению в сети в сторону его повышения, необходимо оценить Якобиан матрицы:

$$\begin{vmatrix} \mathsf{D}P \\ \mathsf{D}Q \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} j_1 j_2 \\ j_3 j_4 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \mathsf{D}q \\ \mathsf{D}U \end{vmatrix}.$$
(4)

Путем исключения изменения активной мощности и сокращения Якобиана матрицы из уравнения (4) получим уравнение, описывающее зависимость изменения напряжения от дополнительно включаемой реактивной мощности компенсации:

$$j_R DU = DQ$$
 или $DU = j_R^{-1} Q_{lnj} = j_R^* Q_{lnj}$,

где j_R^* - уменьшенный Якобиан матрицы:

$$j_R^* = (j_4 - j_3 j_1^{-1} j_2);$$

DU- значение вариации напряжения; Q_{1nj} - инъекция реактивной мощности.

Используя сокращенную матрицу Якоби, можно определить чувствительность предела устойчивости по напряжению относительно инъекции реактивной мощности на шинах k:

$$\mathsf{D}\Pi_{U_k} = \overset{N_u}{\overset{a}{\mathbf{a}}} \frac{\partial \Pi}{\partial U_i} \mathsf{D}U_i = \overset{N_u}{\overset{a}{\mathbf{a}}} \frac{\partial \Pi}{\partial U_i} j_R^*(i,k) Q_{1nj,k}; \quad (5)$$

$$S_k^{\Pi_u} = \frac{\mathsf{D}\Pi_k}{Q_{\mathrm{ln}j,k}} = \frac{\overset{N_u}{a}}{\underset{i=1}{\overset{n}{\partial}} \frac{\partial \Pi}{\partial U_i}} j_R^*(i,k), \tag{6}$$

где N_u - общее число неуправляемых или PQ-шин; $Q_{1nj,k}$ - инъекция вводимой в узел k реактивной мощности; $j_R^*(i,k)$ - i,k-элемент сокращенной матрицы Якоби.

Для того чтобы увеличить $U_{\text{кp}(i)}$ до желаемого значения $U_{\text{кp}}^{3a\mu}$, необходимо ввести реактивную

мощность Q_{1nj} в узел с высокой чувствительностью, установленной оценкой из уравнения (6).

Следует отметить, что процесс улучшения значения $U_{\rm kp}$ вводом дополнительной реактивной мощности инъекции должен быть выполнен для каждого узла. Другими словами, уравнение (5) определяет окончательное изменение в значении $U_{\rm kp}$, которое достигается суммированием инъекций реактивной мощности в разных узлах. В каждой точке режима желаемое значение $U_{\rm kp}^{\rm sad}$ определяется как доля текущего значения нагрузки в отн.ед. или в %:

$$U_{\rm kp}^{\rm 3ad} = bU_0, \tag{7}$$

где U_0 - мощность нагрузки текущего режима; $U_{\rm kp}^{\rm 3ad}$ - предел устойчивости по напряжению в теку-

щем режиме; b- коэффициент запаса.

Для того чтобы улучшить устойчивость по напряжению, необходимо обеспечить эффективное управление источником реактивной мощности в узлах, выявленных в качестве чувствительных из анализа режимов ИНС модели устойчивости.

Как видно из рис. 4, в каждой точке режима предел устойчивости по напряжению оценивается вначале по профилю напряжения из ИНС модели. Если обнаруживается, что полученная оценка предела устойчивости по напряжению больше принятой $U_{\rm Kp}^{\rm 3ad}$, то условия функционирования системы

будут признаны безопасными. В противном случае на выявленных чувствительных узлах должны быть установлены источники реактивной мощности, регулированием режимов которых будет достигнут желаемый предел устойчивости.

Результаты моделирования. Исследования были выполнены на тестовой 14-узловой схеме IEEE, а также на реальной схеме энергосистемы Азербайджана.



Рис. 4. Структура схем процесса выделения главной компоненты (сокращение входных данных)

Для 14-узловой схемы в качестве обучающих выборок были использованы расчетные данные по потокораспределению для разных значений нагрузок, изменяющихся ступенями от $5\%P_0$ до предельного $a_{knn}P_0 = P_{lim}$. Что касается выборок, соответствующих определенным приращениям нагрузок моделирования, то для каждой из них характерными являются профиль и предельные по устойчивости значения напряжения.

Для того чтобы оценить влияние топологии сети и степень компенсации реактивной мощности на предел устойчивости по напряжению, были также проведены расчеты потокораспределения с учетом указанных факторов. В итоге на основе проведенных расчетных экспериментов для обучения ИНС модели устойчивости по напряжению были использованы выборки профилей напряжения и соответственно P_U объемом около 4000. При этом из заданного объема 4000 рабочих режимов 40, 10 и 50% были использованы соответственно для обучения, проверки достоверности результатов обучения и экспериментальном использовании ИНС модели для прогнозирования.

Обучающие выборки были отобраны из всех рабочих режимов, в которых предел по напряжению в узлах соответствовал реальным условиям эксплуатации системы с учетом влияния отключения отдельных линий и компенсации реактивной мощности. Для каждой обучающей выборки моделирование проводилось при наличии 28 входов, состоящих из значений и фаз напряжений 14 узлов схемы. На основе применения метода главных компонент преобразование 28 параметров режима посредством 1600 обучающих выборок можно представить в виде трех главных компонент.

Далее приведены параметры модели ИНС для оценки предела устойчивости по напряжению:

Параметр Значение Число выборок

обучающих	1600
проверки достоверности	400
тестирующих	2000
Число скрытых нейронов	15
Время обучения, с	29

Значения предельной загруженности системы при достижении предельного напряжения в условиях компенсации реактивной мощности были следующими:

Параметр	Значение
Мощность нагрузки, МВт	
в исходном нормальном режиме	310,80
до компенсации по модели ИНС	290,04
расчет традиционным методом	
(ETAP)	277,17
после компенсации по модели ИН	C 613,83
расчет традиционным методом	
(ETAP)	491,0
()	

Наиболее чувствительные узлы	к изме-
нению P_{II} от компенсации	3-й, 6-й, 9-й
Дополнительные инъекции	
реактивной мощности, Мвар	29,04
	51,37
	105,5

Как видно из приведенных данных, путем компенсации реактивной мощности в сети (узлы *3, 6, 9*) можно увеличить нагрузочную способность системы с 290,04 до 613,83 МВт. При этом суммарная мощность компенсирующих устройств составит 248,91 Мвар.



Рис. 5. Компенсация реактивной мощности и улучшения профиля напряжения: $1 - P_{\text{Hmax}}$; $2 - P_{\text{Hmin}}$; $3 - P_{\text{Hmax}}$, P_{rmin} ; $4 - P_{\text{Hmax}}$, P_{rmax}

На рис. 5 представлены профили напряжения для различных состояний загруженности системы при отсутствии 1 и размещении компенсирующих устройств 2–4. Как показывает сравнение кривых, наличие компенсирующих устройств в узлах 3, 6, 9 значительно улучшает профиль напряжения.

На рис. 6 показаны кривые тренда обучения и проверки достоверности применения ИНС модели. Нормализованная ошибка между истинным значением и оценкой предела статической устойчивости лежит в интервале от 0,17 до 0,14 (рис. $6, \delta$).

После обучения и проверки достоверности ИНС модели для оценки устойчивости по напряжению были апробированы для реальных рабочих режимов, имитируемых расчетным экспериментом, с по-мощью программы потокораспределения ЕТАР [20].

На основе данных выполненных расчетных экспериментов для значения и фазы напряжений любых рабочих режимов, отобранных с помощью обученной ИНС модели, определялись предельные значения напряжения $U_{\text{кр}(i)}$ по устойчивости. Если полученные оценки $U_{\text{кр}(i)}$ оказывались меньше заданного $U_{\text{кр}}^{\text{зад}}$, то с помощью механизма анализа чувствительности определялись узлы для установки



Рис. 6. Кривые тренда обучения (*a*) и проверки достоверности (*б*) применения ИНС модели

компенсации реактивной мощности. Для каждого состояния после включения дополнительного объема компенсируемой реактивной мощности вновь расчетным путем оценивались профиль напряжения и его предельное значение по устойчивости. Эта процедура повторялась до достижения $U_{\text{кр}(i)}$ ³ $U_{\text{кр}}^{3ad}$.

Заключение. Основным преимуществом предложенного метода является быстрое и прямое определение текущего значения предела напряжения, а также значений возможной загруженности сети по передаваемой мощности по достижении значения предела напряжения в одном из узлов. Исходными данными модели ИНС являются профили напряжения, получаемые с помощью расчетных экспериментов, выполняемых на основе программы расчета установившегося режима ЕТАР 4.02, либо замеры, проводимые комплексом SCADA энергосистемы. С целью улучшения обучения модели ИНС использован подход анализа главных компонент, позволяющий сократить данные по входу (компоненты профиля напряжения) модели.

Проведенные расчетные эксперименты на тестовых схемах и схемах электрической сети реаль-

ной энергосистемы подтверждают эффективность предложенного метода.

__СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Совалов С.А., Семенов В.А. Противоаварийное управление в энергосистемах. – М.: Энергоатомиздат, 1988,

2. Horowitz S.H. and Phadke A.G. Power System Relaying West Sussex, UK: Wiley, 2008,

3. Balarmourondan V., Sidhu T.S. and Sachdev M.S. Technique for online prediction of voltage collapse. – IEEE Proc. C., 2004, vol. 151, pp. 453–460.

4. Laughton M.A. and Warhe D.J. Electrical Engineers References Book, Sixteenth edition, London (UK), 2003.

5. Voltage stability assessment: Concepts, practices and tools, ang. – IEEE/PES Power System Stability, Subcommitee Special Publication, 2002.

6. **Pasand M.S. and Seyedi H.** New centralized adaptive under frequencx load Shedding alqoritms. – IEEE Proc. Gener. Transm. Distrib., 2009, vol. 3, No. 1, pp. 99–114.

7. **Kundur P.** Power System Stability and Control. McGraw-Hill, NY (1995).

8. Larson M. and Rehtanz C. Predictive frequency stability control based on wide-area phasor measurements. – Proc. IEEE PES Summer Meet., Chicago, IL, Jul. 2002, vol.1, pp. 233–238.

9. Huang G.M. and Nair N.C. Detection of dynamic voltage collapse. – Proc. IEEE PES Summer Meet., Chicago, IL, Jul. 2002, vol.3, pp. 1284–1289.

10. Nizam M., Mohamed A. and Hussain A. Dynamic voltage collapse prediction in power systems using power transfer stability index. – Proc. IEEE Int. Power Energy Conf. Putrajaya (Malaysia), Nov. 2006, pp. 246–250.

11. **Kim.** System and method for calculating voltage stability risk-index in power system using time series data, U.S. 7236898 B2, June 2007 (online). Available: http://www.freepatend-sonline.com/2005/0256922.html

12. Pai M.A. Energy Function Analysis for Power System Stability. Boston, MA.: Kluwer, 1989.

13. Shrivastava L., Sing S.N., Sharma J. Estimation of loadability margin using parallel Self-Organising Hierarchical Neural Network. – Computers and Electrical Engineering 26, 2000, pp. 151–167.

14. Zavadil R., Miller N., Mujadi E., Cammand E. and Kirby B. Interconnectig Nind Generation into the Power System. – IEEE Power and Energy Magazine. 2007, November-December.

15. National Grid Codes («Mapping of grid faults and grid codes»), Riso-R-1617 (EN), July 2007.

16. Savulescu S.C. Real-time Stability in Power Systems. Springer, 2006.

17. Vournas C. Power System Voltage Stability. Springer, 2014.

18. Jollife I.T. Principal Component Analyses. – New York: Springer-Verlag, 1986.

19. Gorban A.N., Kegl B., Wunsch D., Zinoviyev A. Principal manifolds for data visualization and dimension reduction. Springer, Berlin, 2007.

20. **ETAP**, PowerStation 4.0, User Guide. Volume II, Analysis Modules. Operation Technology, Inc. Registered to ISO 9001, Certification No. A3147, 2002.

[10.11.14]

Авторы: Рахманов Нариман Рахманович окончил в 1960 г. энергетический факультет Азербайджанского института нефти и химии (ныне Азербайджанская государственная нефтяная академия). В 1990 г. защитил докторскую диссертацию «Идентификация характеристик и параметров электроэнергетических систем для оперативного анализа и управления их режимами» в Новосибирском электротехническом институте. Главный научный сотрудник Азербайджанского научно-исследовательского и проектно-изыскательского института энергетики (АзНИ и ПИИЭ).

Гулиев Гусейнгулу Байрам оглы окончил в 1985 г. энергетический факультет Азербайджанского ин-

Elektrichestvo (Electricity), 2015, No. 5, pp. 4-11.

ститута нефти и химии. В 2003 г. защитил кандидатскую диссертацию «Разработка методов анализа несинусоидальных режимов в узлах промышленных нагрузок» в АзНИ и ПИИЭ. Ведущий научный сотрудник АзНИ и ПИИЭ.

Applying a Neural Network Model for Estimating the Current Value of Electric System Voltage Stability Limit

N.R. RAKHMANOV and G.B. GULIYEV

Voltage stability is among the important aspects in the multifaceted problem of estimating general stability. A new approach for real-time evaluation and correction of the power system voltage stability limit on the basis of applying a neural network model is considered. A method for estimating the power system stability limit from variation of the voltage profile described by the model of an artificial neural network is proposed. The neural network estimating the nodal voltages is trained on the basis of repeating power system load flow calculations for different states of its configuration and for different values of generated power and load. The results of testing the method on the 14-node IEEE power system circuit and real scheme of the Azerbaijan power system confirmed the possibility of prompt and direct determination of the voltage stability limit is reached at one of the power system nodes.

Key words: power system, voltage, stability limit, artificial neural networks

REFERENCES

1. Sovalov S.A., Semenov V.A. Protivoavariinoye upravleniye v energoisistemakh (Emergency control in power systems). Moscow, Publ. Energoatomizdat, 1988,

2. Horowitz S.H. and Phadke A.G. Power System Relaying West Sussex, U.K.: Wiley, 2008,

3. Balarmourondan V., Sidhu T.S. and Sachdev M.S. Technique for online prediction of voltage collapse. – IEEE Proc. C., 2004, vol. 151, pp. 453–460.

4. Laughton M.A. and Warhe D.J. Electrical Engineers References Book, Sixteenth edition, London (UK), 2003,

5. Voltage stability assessment: Concepts, practices and tools, ang. – IEEE/PES Power System Stability, Subcommitee Special Publication, 2002.

6. **Pasand M.S. and Seyedi H.** New centralized adaptive under frequencx load Shedding algoritms. – IEEE Proc. Gener. Transm. Distrib., 2009, vol. 3, No. 1, pp. 99–114.

7. **Kundur P.** Power System Stability and Control. McGraw-Hill, NY (1995).

8. Larson M. and Rehtanz C. Predictive frequency stability control based on wide-area phasor measurements. – Proc. IEEE PES Summer Meet., Chicago, IL, Jul. 2002, vol.1, pp. 233–238.

9. Huang G.M. and Nair N.C. Detection of dynamic voltage collapse. – Proc. IEEE PES Summer Meet., Chicago, IL, Jul. 2002, vol.3, pp. 1284–1289.

10. Nizam M., Mohamed A. and Hussain A. Dynamic voltage collapse prediction in power systems using power transfer stability

index. – Proc. IEEE Int. Power Energy Conf. Putrajaya (Malaysia), Nov. 2006, pp. 246–250.

11. **Kim.** System and method for calculating voltage stability risk-index in power system using time series data, U.S. 7236898 B2, June 2007 (online). Available: http://www.freepatend-sonline.com/ 2005/0256922.html

12. Pai M.A. Energy Function Analysis for Power System Stability. Boston, MA.: Kluwer, 1989.

13. Shrivastava L., Sing S.N., Sharma J. Estimation of loadability margin using parallel Self-Organising Hierarchical Neural Network. – Computers and Electrical Engineering 26, 2000, pp. 151–167.

14. Zavadil R., Miller N., Mujadi E., Cammand E. and Kirby B. Interconnectig Nind Generation into the Power System. – IEEE Power and Energy Magazine. 2007, November-December.

15. National Grid Codes («Mapping of grid faults and grid codes»), Riso-R-1617 (EN), July 2007.

16. Savulescu S.C. Real-time Stability in Power Systems. Springer, 2006.

17. Vournas C. Power System Voltage Stability. Springer, 2014.

18. Jollife I.T. Principal Component Analyses. – New York: Springer-Verlag, 1986.

19. Gorban A.N., Kegl B., Wunsch D., Zinoviyev A. Principal manifolds for data visualization and dimension reduction. Springer, Berlin, 2007.

20. ETAP, PowerStation 4.0, User Guide. Volume II, Analysis Modules. Operation Technology, Inc. Registered to ISO 9001,

Authors: **Rakhmanov** Nariman Rakhmanovich (Baku, Azerbaijan) – Dr. Sci. (Eng.), Chief scientific researcher at the Azerbaijan Scientific Research and Design Prospecting Institute (ASRDPI).

Guliyev Guseingulu Bairam ogly (Baku, Azerbaijan) – Cand. Sci. (Eng.), Leading Scientific researcher at the ASRDPI.