

ЭНЕРГЕТИКА

ENERGY

DOI: 10.34286/1995-4646-2020-70-1-87-95

УДК 621.311-192(569.1)

Материал поступил в редакцию 23.01.20.

АЛЬЗАККАР АХМАД, аспирант

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Казанский государственный энергетический университет», Республика Татарстан, г. Казань

ALZAKKAR AHMAD, Postgraduate

Kazan State Power Engineering University, Respublika Tatarstan, g. Kazan'

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ УСТОЙЧИВОСТИ НАПРЯЖЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМ В СИРИИ

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO EVALUATE STABILITY OF VOLTAGE OF ELECTRIC POWER SYSTEMS IN SYRIA

***Аннотация.** Управление энергосистемой стало более сложным, чем раньше, потому что энергосистемы эксплуатируются ближе к пределам безопасности, экологические нормы ограничивают расширение сети передачи, потребность в передаче электроэнергии на большие расстояния возросла, и меньше операторов задействовано в надзоре и эксплуатации энергосистемы. Неустойчивость напряжения стала серьезной проблемой во многих энергосистемах, и было сообщено о многих отключениях, причиной которых была неустойчивость напряжения. В настоящей рабо-*

те устойчивость электрического напряжения на станции Мухарда в городе Хама в Сирии была изучена во время нормальных и вплоть до нормальных состояний нагрузки. Результаты были получены с использованием искусственной нейронной сети, которая состоит из трех слоев (вход–скрытый–выход). Эта сеть характеризуется скоростью и точностью обработки до сбоя и отключения питания, что может привести к экономическим проблемам. Это исследование было проведено с использованием двух различных схем генерации на этой станции (один-двойной). Производительность этой сети состоит из двух этапов: этап обучения (офлайн) и этап тестирования (онлайн), и проводится сравнение между этими этапами, что приводит к оптимизации нагрузки в тестовых случаях в зависимости от данных обучения.

Ключевые слова: станция Мухарда, искусственная нейронная сеть (ИНС), падение напряжения, схема генерации, устойчивость напряжения.

Abstract. The management of power system has become more difficult than earlier because power systems are operated closer to security limits, environmental constraints restrict the expansion of transmission network, the need for long distance power transfers has increased and fewer operators are engaged in the supervision and operation of power systems. Voltage instability has become a major concern in many power systems and many blackouts have been reported, where the reason has been voltage instability. In the present work, the electric voltage stability in Muharda station in Syria has studied during the normal and up normal loading state. The results in this study were getting from artificial neural network, which is consisting from three layers (input–hidden–output), where this network characterized by the speed and accuracy in processing before the failure and turn off the supplying which may lead to economical problems. This study has been done through two different patterns of generating in this station (single-double) generators. The achievement of this network consists of two stages: training Stage (off-line) and testing Stage (on-line) to make a comparison between the training stage and testing stage which leading to optimization the load in testing cases depending on training data.

Keywords: Muharda station, artificial neural network (ANN), voltage collapse, generation pattern, voltage stability.

Введение

Устойчивость электроэнергетической системы – это термин в электроэнергетике, который представляет способность системы возвращаться к нормальному состоянию работы (при напряжении и частоте по умолчанию) после сбоя [1–3]. Для этой цели используется несколько методов, таких как критерий равной площади [4] и запас устойчивости переходного процесса (TSM) [5]. Защита отдельных систем относительно проста, если используется направленная защита по напряжению. Увеличен-

ный размер сетей и сложное соединение этих сетей обуславливает необходимость создания искусственной нейронной сети [6], которая используется для анализа обратной связи и обработки системы за относительно короткое время по сравнению с другими методами, позволяющими избежать падения напряжения [7, 8] в электрической системе.

Построение нейронной сети

Искусственная нейронная сеть (ИНС) состоит из трех слоев, как показано на рисунке 1.

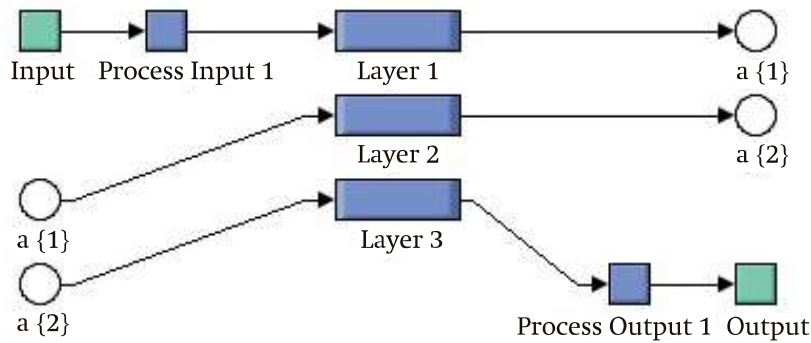


Рисунок 1 – Построение нейронной сети

Figure 1 – Construction of a neural network

1. Входной слой (Layer 1): важная часть, где оценка устойчивости напряжения требует точных данных на этапе обучения для входного слоя. Согласно этой информации, критические ситуации в электрической системе могут быть обработаны.

2. Скрытый слой (Layer 2): количество нейронов в скрытом слое колеблется от 3 до 12, поскольку значения являются нелинейными.

3. Выходной слой (Layer 3): выходной слой в этой ситуации состоит из одного нейрона. Целью этого слоя является прогнозирование значения максимальной нагрузки в зависимости от данных, полученных на этапе обучения [9, 10].

Нейрон является вычислительным элементом [11] и строительным блоком искусственной нейронной сети. Наиболее распространенная модель нейрона изображена на рисунке 2. Нейрон имеет набор входов. Каждое соединение от входа до блока обработки зависит от различных сил, называемых синаптическими весами. Сигнал на входе синапса или соединения (j), подклю-

ченного к нейрону (k), умножается на синаптический вес. Сумматор суммирует все входные данные, образуя их линейную комбинацию. Функция активации используется для ограничения выхода нейрона. Рисунок 2 также включает в себя внешнее смещение, увеличивающее или понижающее чистый входной сигнал для функции активации. Нейрон описывается в математическом выражении следующими уравнениями:

$$\left. \begin{aligned} v_k &= \sum_{j=0}^m w_{kj} x_j \\ y_k &= \varphi(v_k) \end{aligned} \right\}, \quad (1)$$

где w_0 рассматривается как уклон и $x_0 = 1$.

Архитектура нейронной сети с прямой связью показана на рисунке 3. Искусственная нейронная сеть состоит из последовательных слоев, включая входной слой, скрытые слои и выходной слой нейронов. Круг представляет собой нейрон. Линия между двумя нейронами представляет весовые отношения. Соединения проходят только от каждого нейрона в одном слое к

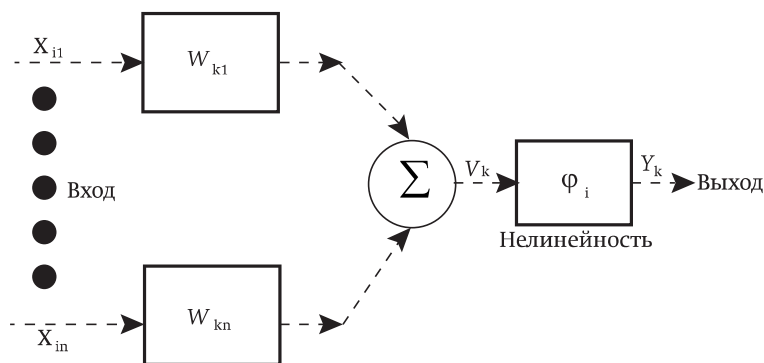


Рисунок 2 – Анатомия искусственного нейрона [11]

Figure 2 – Anatomy of an artificial neuron [11]

каждому нейрону в следующем слое, но никакие другие соединения не допускаются. Функция активации применяется к каждому нейрону скрытых слоев. Выходной слой сравнивается с целью, а производные ошибки применяются в процессе обратного распространения для корректировки весов [12].

Архитектура нейронной сети с прямой связью показана на рисунке 3. Искусственная нейронная сеть состоит из последовательных слоев, включая входной слой, скрытые слои и выходной слой нейронов.

Круг представляет собой нейрон. Линия между двумя нейронами представляет весовые отношения. Соединения проходят только от каждого нейрона в одном слое к каждому нейрону в следующем слое, но никакие другие соединения не допускаются. Функция активации применяется к каждому нейрону скрытых слоев. Выходной слой сравнивается с целью, а производные ошибки применяются в процессе обратного распространения для корректировки весов [12].

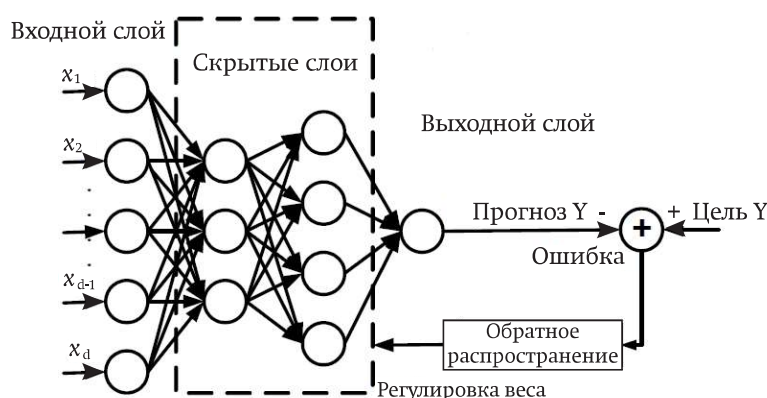


Рисунок 3 – Структура многослойного перцептрона и процесс обучения [12]

Figure 3 – The structure of the multilayer perceptron and the learning process

Этапы реализации нейронной сети

1. Тренировочный этап (off-line)

В настоящей работе нейронная сеть была построена с использованием алгоритма обратного распространения [11–13] в качестве алгоритма обучения, который является одним из лучших алгоритмов, используемых для статистического изучения случаев (в автономном режиме). Эта сеть была применена к испытательной системе для станции Мухарда в Сирии, которая имеет четыре турбины, каждая из которых имеет номинальную мощность приблизительно 150 МВт. Два случая, изученные в данной работе, приведены в таблице 1.

На рисунке 4 показан программный интерфейс, разработанный с использованием программного обеспечения Matlab [14, 15]. Понятно, что на рисунке 4 представлены две таблицы. Первая таблица представляет скорость изменения нейронных весов при перемещении от входного слоя к скрытому слою. Нейронные веса представляют собой единицу, от которой зависит сеть в процессе сравнения нагрузки. Вторая таблица представляет скорость изменения нейронных весов при перемещении от скрытого слоя к выходному слою. После обучения нейронной сети эти значения берутся из системы и вставляются в таблицы 2, 3.

Таблица 1 – Реализация нейронной сети (результаты опытов)

Входные векторы	Один генератор (Γ_1)	Двойной генератор ($\Gamma_1 + \Gamma_2$)
Генерируемая мощность P_G (MW)	110	225
Максимальная реактивная мощность $Q_{\max}$ (MVar)	25	47
Запас реактивной мощности R_Q (Mvar)	13	20
Напряжение V (kV)	230	230
Общий спрос от реактивной мощности Q_T (MVar)	20	45
Потери реактивной мощности P_{Loss} (MVar)	2	4
Потери реальной мощности Q_{Loss} (MB)	1	3
P_{Load} (MB)	100	190

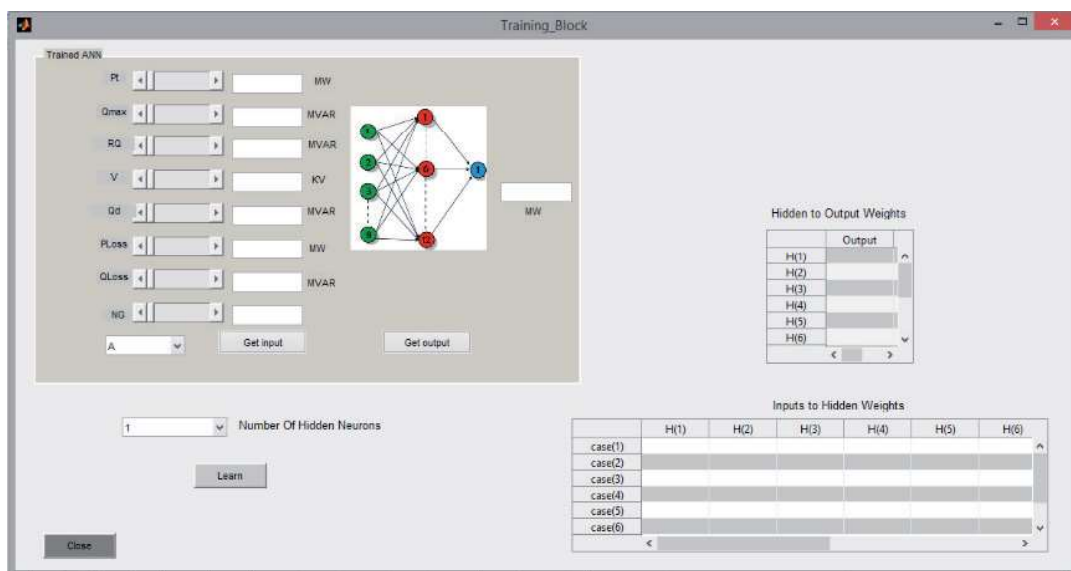


Рисунок 4 – Программный интерес

Figure 4 – Software Interest

Таблица 2

Случай	Вход в скрытые веса											
	H(1)	H(2)	H(3)	H(4)	H(5)	H(6)	H(7)	H(8)	H(9)	H(10)	H(11)	H(12)
1	-0,37	0,257	0,028	-0,18	0,140	0,545	0,243	0,058	0,222	-0,05	-0,76	0,355
2	0,995	-0,29	0,942	-0,31	0,768	-0,09	-0,17	-0,56	-0,74	-0,38	0,456	0,560
3	0,361	-0,92	0,700	0,849	0,584	-0,94	-0,29	0,435	0,423	-0,50	-0,51	0,399
4	-0,13	0,473	-0,46	-0,62	0,799	0,435	0,700	-0,68	-0,76	-0,63	-0,19	-0,429
5	0,781	-0,77	-0,90	0,117	0,561	-0,39	-0,66	-0,31	-0,59	0,043	0,791	0,280
6	-0,86	-0,04	-0,84	0,018	-0,02	0,918	0,491	0,049	0,692	-0,59	-0,35	1,001
7	0,843	0,403	0,230	-0,31	0,857	-0,74	0,478	0,282	0,678	-0,22	0,517	0,651
8	-0,36	0,125	0,961	0,099	-0,32	0,231	-0,29	0,521	-0,18	-0,02	0,373	0,963

Таблица 3

Результат	Вход в скрытые веса											
	H(1)	H(2)	H(3)	H(4)	H(5)	H(6)	H(7)	H(8)	H(9)	H(10)	H(11)	H(12)
Выход	0,205	-0,57	-0,82	-0,24	0,170	0,549	0,480	-0,06	-0,49	0,441	1,761	-0,714

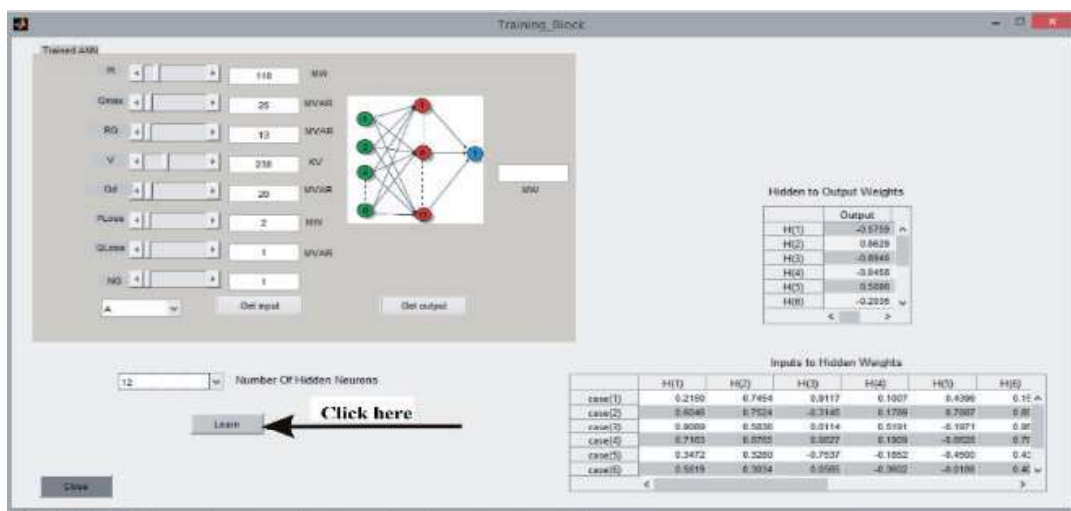


Рисунок 5 – Результаты обучения нейронной сети

Figure 5 – Neural network training results

Нажав на значок «Обучение», нейронная сеть начинает процесс обучения в соответствии с входными данными, как показано в следующем примере (рисунок 5), который показывает результаты после обучения нейронной сети.

2. Стадия тестирования (on-line):

Тестирование в случае одного генератора (Г1). В этом случае один генератор питает общую нагрузку сети, и самая высокая нагрузка в этом случае была 100 МВт.

А-Ситуация перегрузки

Значения в первой таблице должны быть отправлены в программу при нажатии значка «Получить вывод». Выходное зна-

чение в этой ситуации равно 100,0255, что является выходом нейронной сети, и новое окно с двумя параметрами будет выдвинуто, первое показывает текущую измеренную нагрузку, а второе показывает влияние нагрузки на сеть в зависимости от входных данных.

Состояние выхода можно понять следующим образом: если сразу измеренная мощность составляет 150 МВт, что превышает наибольшую генерируемую мощность, эта ситуация приведет к коллапсу электрического напряжения [6, 7], и на дисплее появится знак «NO» – красный прямоугольник окна разговора «Black out», как показано на рисунке 6.

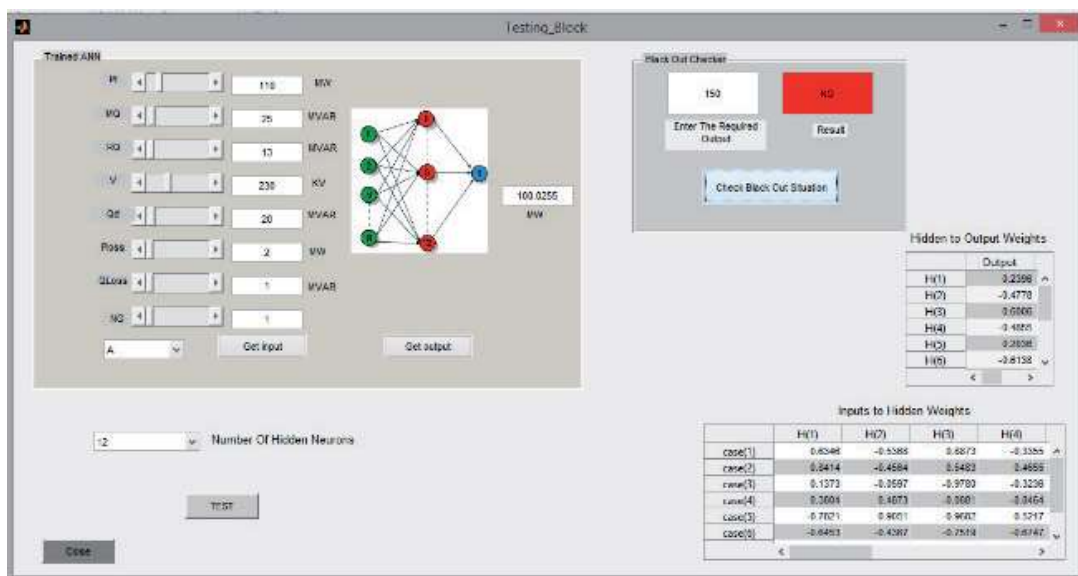


Рисунок 6 – В-Нормальная ситуация с нагрузкой

Figure 6 – B-Normal load situation

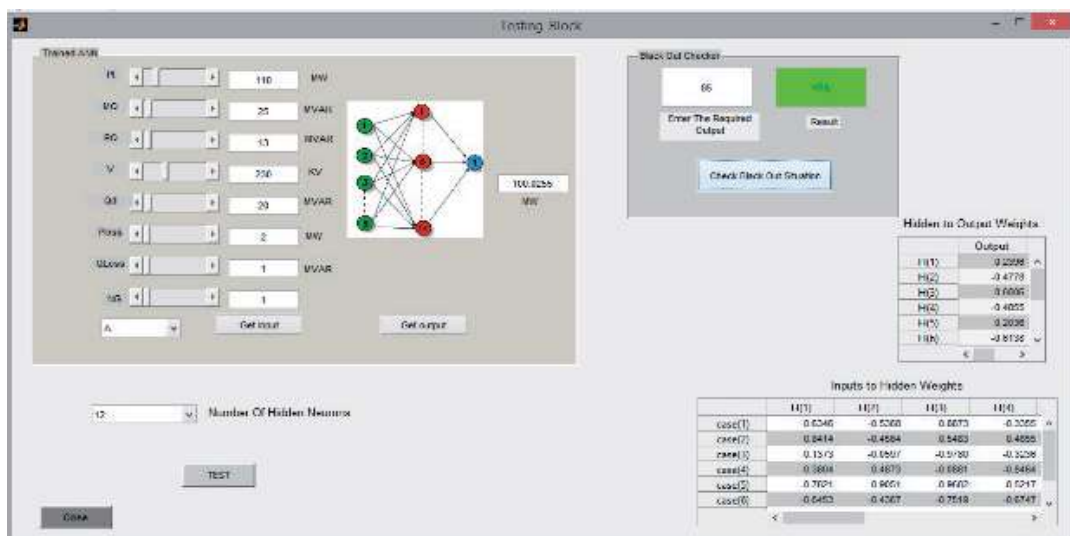


Рисунок 7 – Тестирование в случае двойных генераторов (Г1 + Г2)

Figure 7 – Testing in the case of dual generators (G1 + G2)

На рисунке 7 показана ситуация, когда нагрузка равна или меньше пиковой мощности источника питания, которая в этом случае составляла 100 МВт. Например, если загрузка этой сети составляет 85 МВт, программа будет ссылаться на включение ситуации с помощью знака «YES» в зеленом прямоугольнике, обозначающем устойчивость системы.

Когда первый и второй генераторы работают вместе для обеспечения общей нагрузки сети, достигается наибольшая на-

грузка (190 МВт).

А-Ситуация перегрузки

Значения в первой таблице должны быть отправлены в программу при нажатии значка «Получить вывод». Нормальная мощность этой сети составляет 190,0176 МВт. Если измеренная нагрузка превысит значение 250 МВт, электрическое напряжение будет падать, и в окне разговора «Black out» появится знак «NO» в красном прямоугольнике, как на рисунке 8.

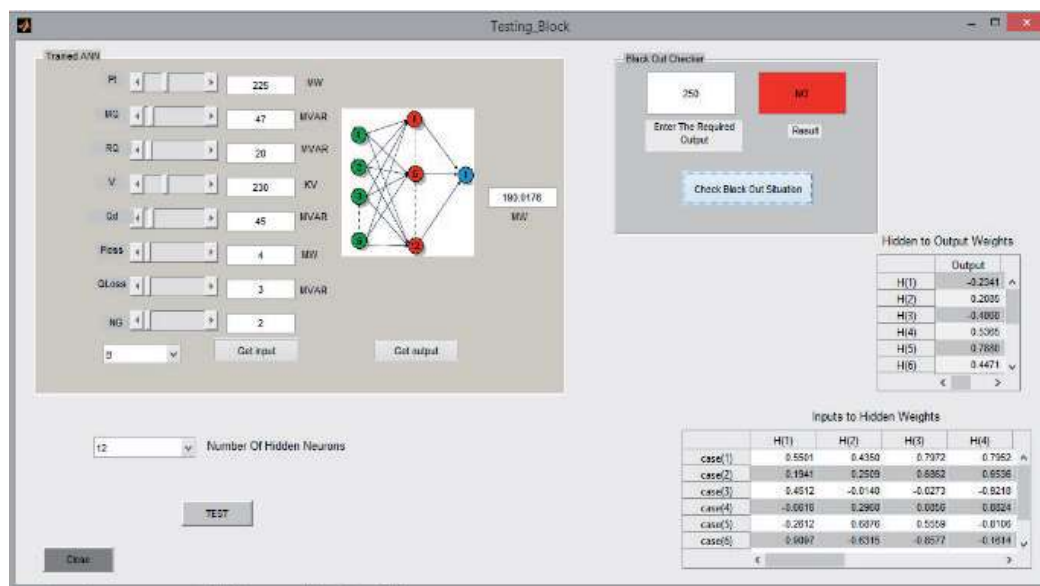


Рисунок 8 – А-Нормальная ситуация с нагрузкой

Figure 8 – A-Normal load situation

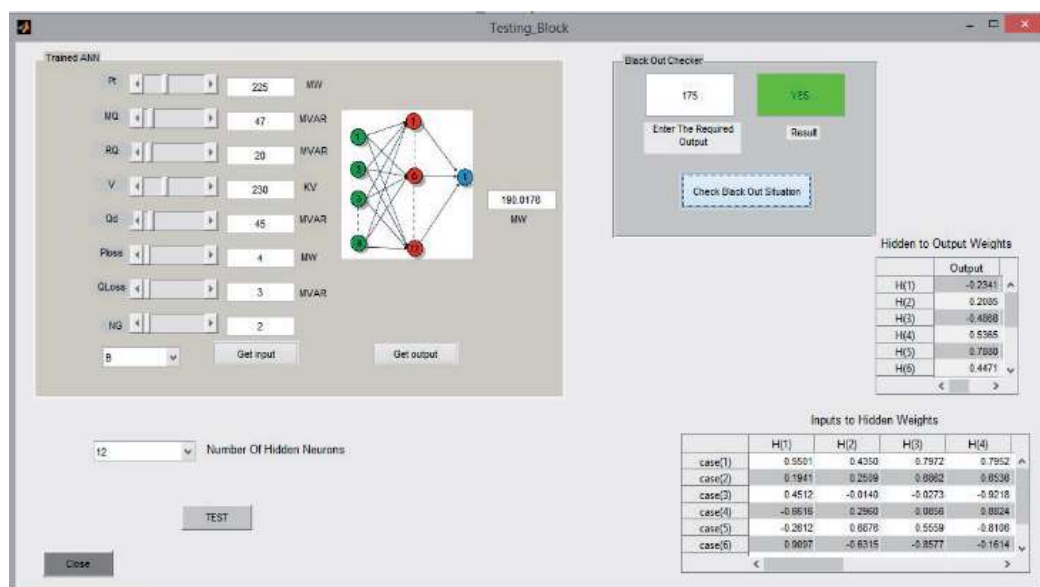


Рисунок 9 – Состояние, когда нагрузка равна или меньше генерируемой мощности (190 МВт)

Figure 9 – State when the load is equal to or less than the generated power (190 MW)

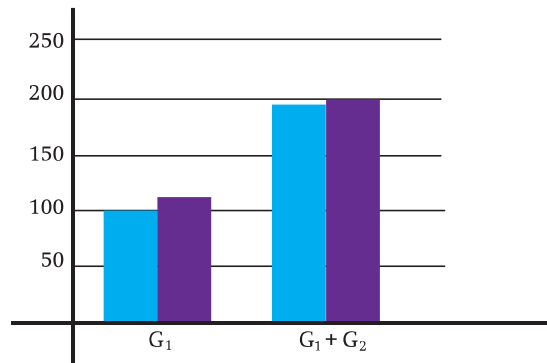


Рисунок 10 – Управляющая способность нейронной сети: ■ – target, ■ – output
Figure 10 – The control ability of the neural network: ■ – target, ■ – output

На рисунке 9 показано состояние, когда нагрузка равна или меньше генерируемой мощности (190 МВт). Теперь, если нагрузка составляет 175 МВт, система обычно снабжает сеть, и в зеленом прямоугольнике появится знак «YES», указывающий на устойчивость сети.

На рисунке 10 показана управляющая способность нейронной сети на выходе системы в зависимости от точной информа-

ции о системе, в которой должна быть обучена сеть.

Заключение

Выяснилось, что при обучении нейронной сети необходима очень точная информация об изучаемой системе. Время отклика и обработки значительно короче, чем в случае использования других (традиционных) методов контроля устойчивости сети.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК / REFERENCES

1. Prabha Kundur Power System Stability and Control, Electric Power Research Institute, 1993, pp. 1176.
2. Huabo Shi, Xiaoyan Zhou Stability Analysis on Power System with Large Power Source, Scientific Research, 2013. pp. 517–521.
3. Prabha Kundur, John Paserba, Venkat Ajjarapu, Goran Andersson Definition and Classification of Power System Stability, IEEE Transactions on power systems, 2004. pp. 1387-1401.
4. Sumit Paudyal, Gokaraju Krishna, Mohindar S. Sachdev Application of Equal Area Criterion Conditions in the Time Domain for Out-of-Step Protection, IEEE Trans, 2010.
5. El-Khazraji H. Assessment of Power System Transient Stability by (TSM) Method, Iraqi academic scientific journals, 2011.
6. Crescenzo Gallo. Artificial Neural Network: tutorial, <https://www.researchgate.net>, 2017, pp. 189.
7. Sachdev M., Shuh H., Solanics P., Williams J. Voltage Collapse Mitigation, Report to IEEE Power System Relaying Committee, 1996, 36 p.
8. Isaac Samuel, Aremu Cladius Ojo, James Katende, Ayokunle Awelewa Prediction of Voltage Collapse in Electrical Power System Networks using a New Voltage Stability Index, International Journal of Applied Engineering Research, 2017.
9. James A. Momoh, Mohamad E. El-Hawary Electric Systems Dynamics & Stability with Artificial Intelligence Applications, Dalhousie University Halifax, 2000, 356 p.
10. Baba Shehu Waziri, Kabbir Bala, Shehu Bustani Artificial Neural Networks in Construction Engineering and Management, International Journal of Architecture, 2017.

11. **Ajoy Kumar Palit, Gerhard Doeding** Backpropagation Based Training Algorithm for Takagi-Sugeno Type MIMO Neuro-Fuzzy Network to Forecast Electrical Load Time Series, IEEE Trans, 2002.
12. **Mutasem Alsmadi, Shahrul Azman Mohd Noah, Khairuddin Omar** Back Propagation Algorithm: The Best Algorithm Among the Multi-layer Perceptron Algorithm, <https://www.researchgate.net>, 2009.
13. **Mirza Cilimkovic** Neural Networks and Back Propagation Algorithm, Institute of Technology Blanchardstown, 2010.
14. **Heikki N. Koivo** Neural Networks: Basics Using Matlab Neural Network Toolbox, 2008, 59 p.
15. **Mark Hudson Beale, Martin T. Hagan, Howard B. Demuth** Neural Network Toolbox™ 7 User's Guide, University of California, 2011. 951 p.

Альзаккар Ахмад, аспирант
E-mail: ahmadalzakkar86@gmail.com