

УДК 621.3.027.2:621.3.0183

РАСПОЗНАВАНИЕ ТИПА НЕСИНУСОИДАЛЬНЫХ ИСКАЖЕНИЙ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

*А.А. Мирошник, кандидат технических наук
Харьковский национальный технический университет сельского хозяйства им. П. Василенка*

Выполнен анализ нейронных сетей для распознавания вейвлет-образов, в результате чего выбрана нейронная сеть на основе адаптивной резонансной теории. Описана структура построения и принцип работы нейронной сети на основе адаптивной резонансной теории. Показан конкретный пример распознавания вейвлет-образов несинусоидальных искажений в сетях 0,38/0,22 кВ с помощью нейронной сети.

Нейронная сеть, адаптивная резонансная теория, несинусоидальные искажения, сеть 0,38/0,22 кВ.

Распознавание искажений несинусоидальных режимов работы сетей 0,38/0,22 кВ очень сложный вопрос [1], так как включает широкий спектр искажений или классов, границы которых могут накладываться друг на друга. Как и во многих работах по идентификации и классификации основной целью является корректное определение неизвестного объекта. А выявление адресности несинусоидального искажения, которое попадает в сеть, является крайне сложной задачей.

На сегодняшний день существует множество способов организации нейронных сетей, которые могут содержать различное количество слоев нейронов [2]. Нейроны могут быть связаны между собой как внутри отдельных слоев, так и между слоями. В зависимости от направления связи могут быть прямыми, или обратными.

Необходимо иметь ввиду, что увеличение количества нейронов не приводит к улучшению результата распознавания образов, а лишь замедляет процесс обучения нейронной сети. Поэтому одной из основных задач при выборе нейронной сети становится нахождение оптимального в отношении «время обучения – качество обучения» числа нейронов для решения данной задачи.

Цель исследований – выбор и обоснование структуры нейронной сети для распознавания вейвлет-образов несинусоидальных искажений, которые имеют место в сетях 0,38/0,22 кВ.

Материал и методика исследований. К сожалению, традиционные искусственные нейронные сети оказались не в состоянии решить проблему стабильности-пластичности. Очень часто обучение новому образу уничтожает или изменяет результаты предшествующего обучения. В некоторых случаях это не существенно. Если имеется только фиксированный набор обучающих векторов, они могут предъявляться при обучении циклически. В сетях с обратным распространением, например, обучающие векторы подаются на вход

сети последовательно до тех пор, пока сеть не обучится всему входному набору. Если, однако, полностью обученная сеть должна запомнить новый обучающий вектор, он может изменить веса настолько, что потребуются полное переобучение сети.

В реальной ситуации сеть будет подвергаться постоянно изменяющимся воздействиям; она может никогда не увидеть один и тот же обучающий вектор дважды. При таких обстоятельствах сеть часто не будет обучаться; она будет непрерывно изменять свои веса, не достигая удовлетворительных результатов.

Более того, в работе [1] приведены примеры сети, в которой только четыре обучающих вектора, предъявляемых циклически, заставляют веса сети изменяться непрерывно, никогда не сходясь. Такая временная нестабильность явилась одним из главных факторов, использования адаптивной резонансной теории (АРТ), которая является одним из результатов исследования этой проблемы [3, 4]. Сети и алгоритмы АРТ сохраняют пластичность, необходимую для изучения новых образов, в то же время, предотвращая изменение ранее запомненных образов.

С учетом сказанного выше, для распознавания вейвлет-образов [5] искаженных электрических сигналов, которые имеют место в сетях 0,38/0,22 кВ, выбрана программно реализованная модель нейронной сети с использованием АРТ.

Сеть АРТ представляет собой векторный классификатор. Входной вектор классифицируется в зависимости от того, на какой из множества ранее запомненных вейвлет-образов искаженных электрических сигналов он похож. Свое классификационное решение по идентификации искаженного электрического сигнала сеть АРТ выражает в форме возбуждения одного из нейронов распознающего слоя. Если входной вектор не соответствует ни одному из запомненных вейвлет-образов искаженного электрического сигнала, то создается новая категория посредством запоминания образа электрического сигнала, идентичного новому входному вектору. Если определено, что входной вектор похож на один из ранее запомненных векторов с точки зрения определенного критерия сходства, запомненный вектор будет изменяться (обучаться) под воздействием нового входного вектора таким образом, чтобы стать более похожим на этот входной вектор.

Запомненный вейвлет-образ электрического сигнала не будет изменяться, если текущий входной вектор не окажется достаточно похожим на него. Таким образом, решается дилемма стабильности-пластичности. Новый вейвлет-образ искаженного электрического сигнала может создавать дополнительные классификационные категории, однако новый входной вейвлет-образ не может заставить измениться существующую память.

На рис. 1 показана конфигурация сети АРТ, представленная в виде пяти функциональных модулей. Она включает два слоя нейронов, так называемых «слой сравнения» и «слой распознавания». Приемник 1, Приемник 2 и Сброс обеспечивают управляющие функции, необходимые для обучения и классификации.

Перед рассмотрением вопросов функционирования сети в целом необходимо рассмотреть отдельно функции каждого из модулей.

Слой сравнения получает двоичный входной вектор X и первоначально пропускает его неизменным для формирования выходного вектора C . На более поздней фазе в распознающем слое вырабатывается двоичный вектор R , модифицирующий вектор C , как описано ниже.

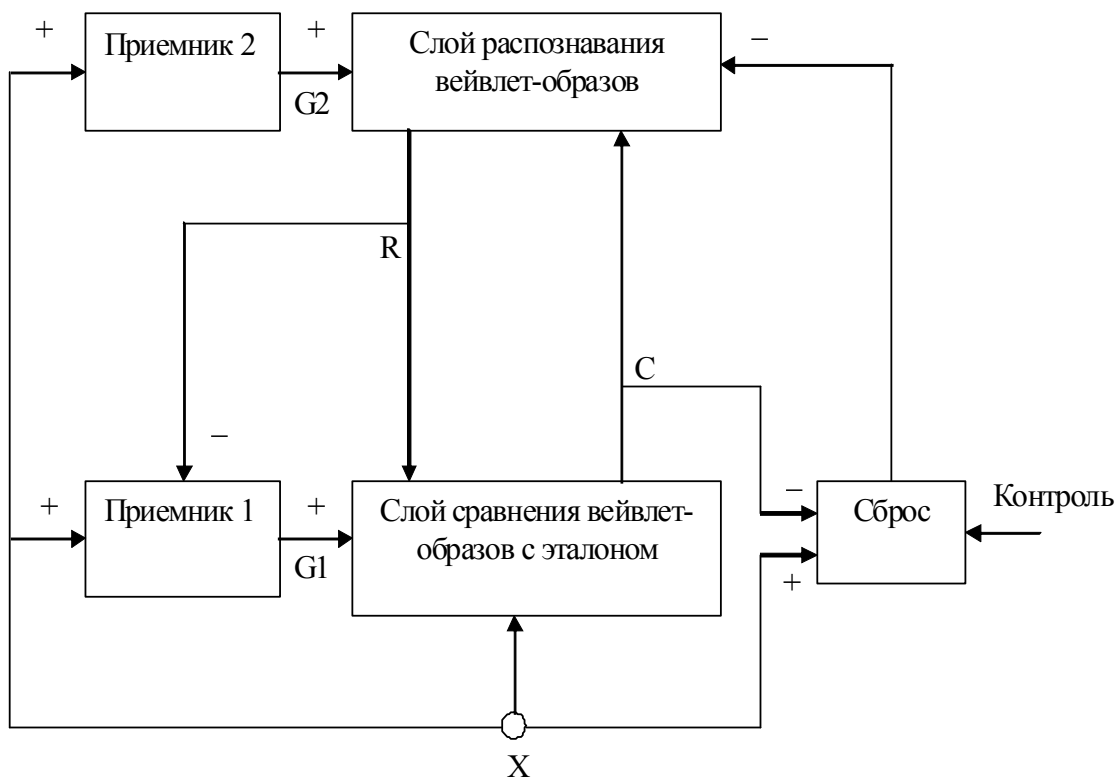


Рис. 1. Структурная схема сети АРТ

Каждый нейрон в слое сравнения (рис. 2) получает три двоичных входа (0 или 1): (1) компонента x_i входного вектора X ; (2) сигнал обратной связи R_i – взвешенная сумма выходов распознающего слоя; (3) вход от Приемника 1 (один и тот же сигнал подается на все нейроны этого слоя).

Чтобы получить на выходе нейрона единичное значение, как минимум два из трех его входов должны равняться единице; в противном случае его выход будет нулевым. Таким образом, реализуется правило двух третей [3]. Первоначально выходной сигнал $G1$ Приемника 1 установлен в единицу, обеспечивая один из необходимых для возбуждения нейронов входов, а все компоненты вектора R установлены в 0; следовательно, в этот момент вектор C идентичен двоичному входному вектору X .

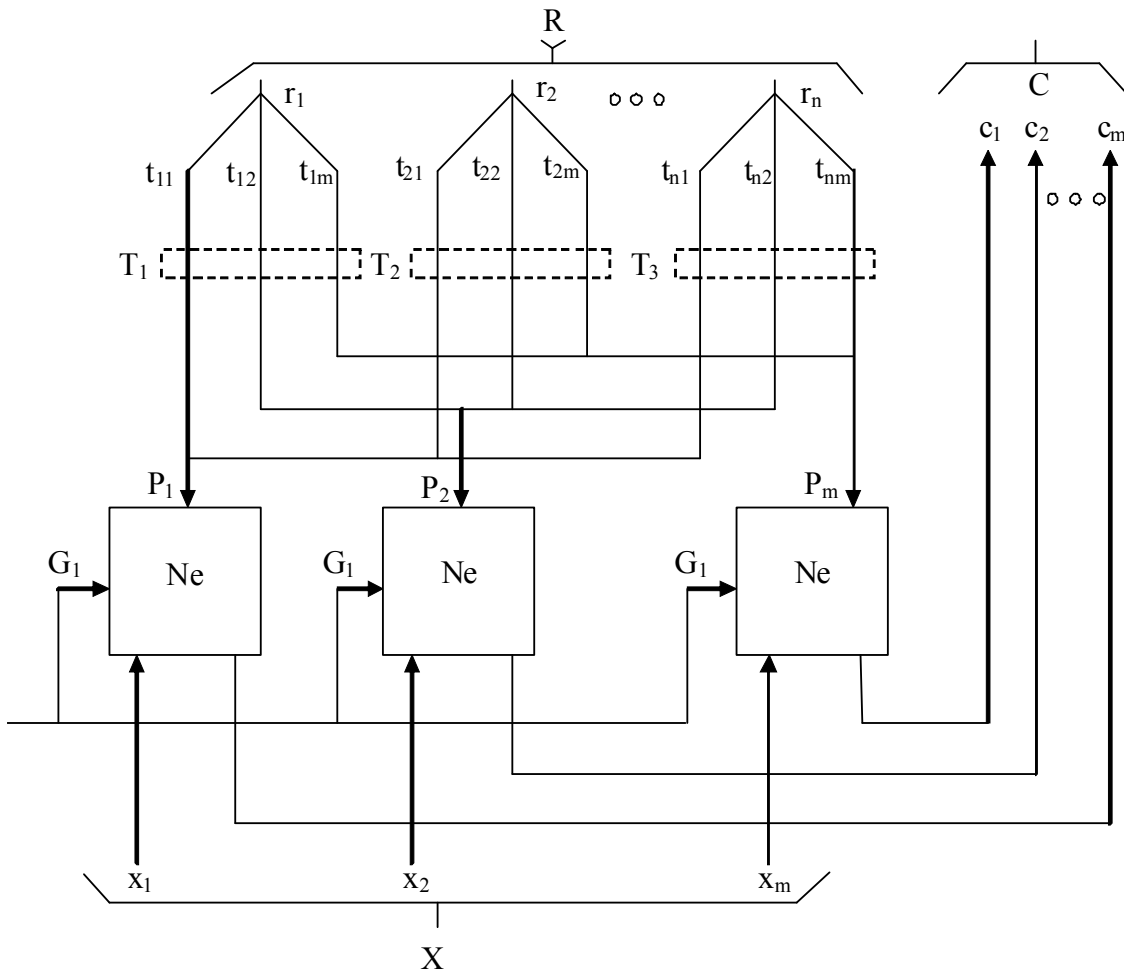


Рис. 2. Слой сравнения

Слой распознавания осуществляет классификацию входных векторов. Каждый нейрон в слое распознавания имеет соответствующий вектор весов B_j . Только один нейрон с весовым вектором, наиболее соответствующим входному вектору, возбуждается, все остальные нейроны заторможены.

Как показано на рис. 3, нейрон в распознающем слое имеет, максимальную реакцию, если вектор C , являющийся выходом слоя сравнения, соответствует набору его весов, следовательно, веса представляют запомненный образ или экземпляр для категории входных векторов. Эти веса являются действительными числами, а не двоичными величинами. Двоичная версия этого образа также запоминается в соответствующем наборе весов слоя сравнения (рис. 2), этот набор состоит из весов связей, соединяющих определенные нейроны слоя распознавания, один вес на каждый нейрон слоя сравнения.

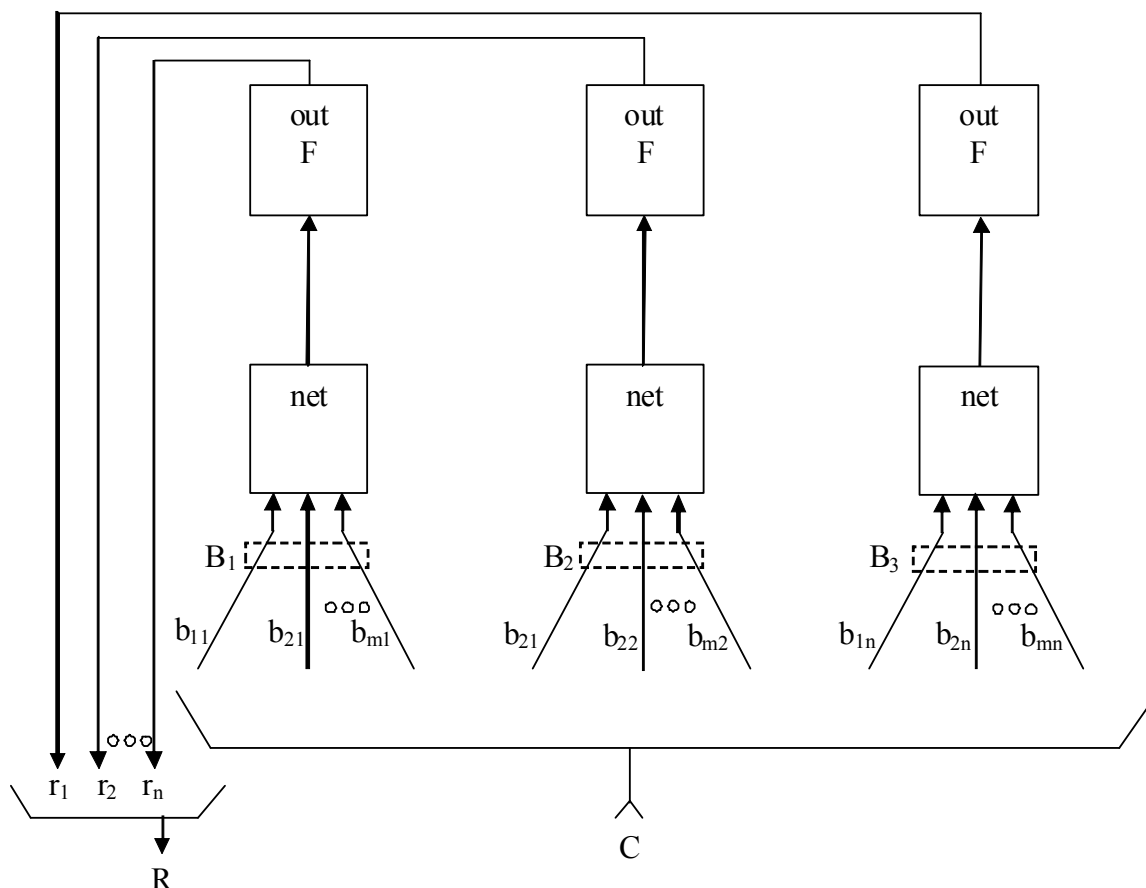


Рис. 3. Слой распознавания

В процессе функционирования каждый нейрон слоя распознавания вычисляет свертку вектора собственных весов и входного вектора C . Нейрон, имеющий веса, наиболее близкие вектору C , будет иметь самый большой выход, тем самым выигрывая соревнование и одновременно затормаживая все остальные нейроны в слое.

Как показано на рис. 4, нейроны внутри слоя распознавания взаимно соединены в латерально-тормозящую сеть. Это предусматривает, что только один нейрон в слое возбуждается в каждый момент времени (т. е. только нейрон с наивысшим уровнем активации будет иметь единичный выход; все остальные нейроны будут иметь нулевой выход). Эта конкуренция реализуется введением связей с отрицательными весами l_{ij} с выхода каждого нейрона r_i на входы остальных нейронов. Таким образом, если нейрон имеет большой выход, он тормозит все остальные нейроны в слое. Кроме того, каждый нейрон имеет связь с положительным весом со своего выхода на свой собственный вход. Если нейрон имеет единичный выходной уровень, эта обратная связь стремится усилить и поддержать его.

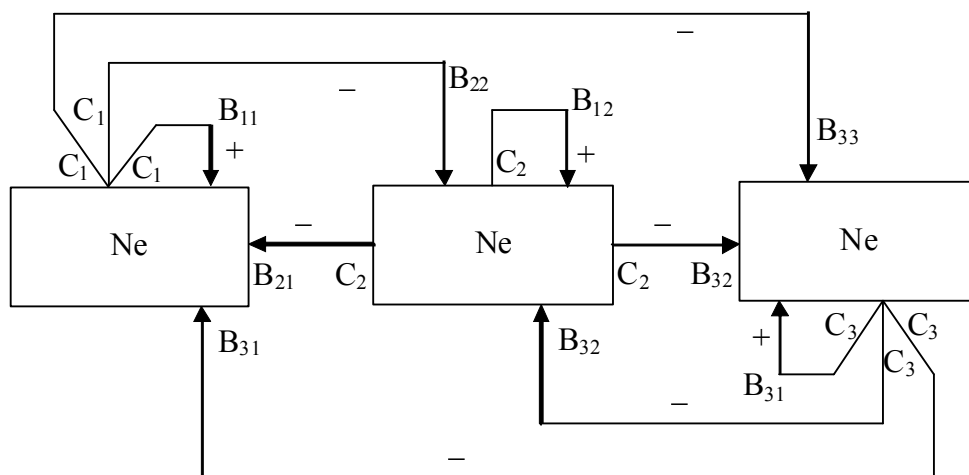


Рис. 4. Слой распознавания с латеральным торможением

Выход Приемника 2 (G_2), равен единице, если входной вектор X имеет хотя бы одну единичную компоненту. При этом G_2 является логическим ИЛИ от компонента вектора X .

Как и сигнал G_2 , выходной сигнал G_1 Приемника 1 равен 1, если хотя бы одна компонента двоичного входного вектора X равна единице; однако если хотя бы одна компонента вектора R равна единице, G_1 устанавливается в нуль.

Модуль сброса измеряет сходство между векторами X и C . Если они отличаются сильнее, чем требует параметр сходства, вырабатывается сигнал сброса возбужденного нейрона в слое распознавания.

В процессе функционирования модуль сброса вычисляет сходство как отношение количества единиц в векторе S к их количеству в векторе C . Если это отношение ниже значения параметра сходства, вырабатывается сигнал сброса.

Результаты исследований. Сеть обучается посредством изменения весов таким образом, что предъявление сети входного вектора заставляет ее активизировать нейроны в слое распознавания, связанные со сходным запомненным вектором. Кроме этого, обучение проводится в форме, не разрушающей запомненные ранее образы, предотвращая тем самым временную нестабильность. Эта задача управляется на уровне выбора критерия сходства. Новый входной образ (который сеть не видела раньше) не будет соответствовать запомненным образам с точки зрения параметра сходства, тем самым формируя новый запоминаемый образ. Входной образ, в достаточной степени соответствующий одному из запомненных образов, не будет формировать нового экземпляра, он просто будет модифицировать тот, на который он похож. Таким образом при соответствующем выборе критерия сходства предотвращается запоминание ранее изученных образов и временная нестабильность.

Схематически алгоритм обучения нейронных сетей показан на рис. 5. Например, искаженный сигнал поступает на входы нейронных сетей 1 – N . Эти нейронные сети обучаются специально для определения искажений на первом уровне декомпозиции.

Каждая из нейронных сетей обучается отдельно. Обучение считается законченным тогда, когда значение ошибки определения будет меньше выбранной пороговой величины δ . В результате весовые коэффициенты сетей формируются независимо. Поэтому, после обучения коэффициенты нейронных сетей для каждого типа искажений сигнала отличны друг от друга.

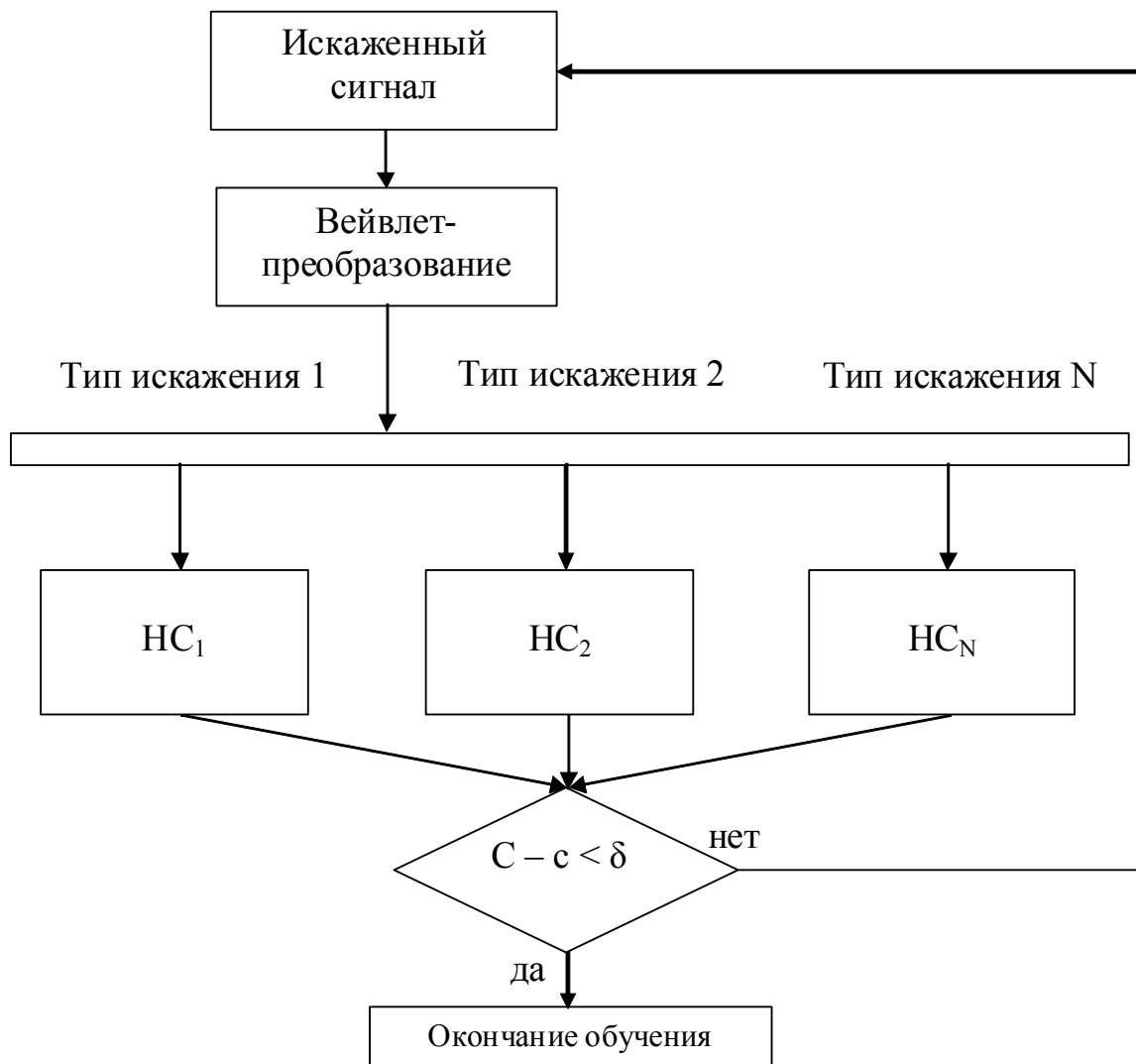


Рис. 5. Схема фазы обучения нейронной сети

Для примера рассмотрим алгоритм распознавания сигналов следующих сигналов по их вейвлет-образам (рис. 6):

- неискаженный синусоидальный сигнал, содержащий основную гармонику 50 Гц (рис. 6, а);
- исчезновение синусоидального сигнала на протяжении одного периода (рис. 6, б);
- провал синусоидального сигнала на протяжении одного периода (рис. 6, в).

На рис. 6 показан типичный сеанс обучения сети АРТ. Каждый вейвлет-образ представляет компоненту вектора X с единичным значением. Вейвлет-образы справа представляют запомненные образы, каждый является набором величин компонент вектора T_j .

Вначале на вход заново проиницированной системы подается первый вейвлет-образ (рис. 6, а). Так как отсутствуют запомненные образы, фаза поиска заканчивается неуспешно; новый нейрон выделяется в слое распознавания, и веса T_j устанавливаются равными соответствующим компонентам входного вектора, при этом веса V_j представляют масштабированную версию входного вектора.

Далее предьявляется второй вейвлет-образ (рис. 6, б). Он также вызывает неуспешное окончание фазы поиска и распределение нового нейрона. Аналогичный процесс повторяется для третьего вейвлет-образа (рис.6, в). После накопления достаточного количества экземпляров вейвлет-образов можно запускать проверочные вейвлет-образы, которые имеют искажение в одной из точек координат. Например, третий вейвлет-образа с искажением в одной из точек координат (рис. 6, в) подается на вход сети. Он достаточно точно соответствует запомненному третьему вейвлет-образу (рис. 6, в), чтобы выдержать проверку на сходство, поэтому используется для обучения сети. Искажение в одной из точек координат вейвлет-образа устанавливает в 0 соответствующую компоненту вектора S , заставляя обучающий алгоритм установить этот вес запомненного образа в нуль, тем самым воспроизводя искажения в запомненном образе. Дополнительное изолированное искажение в одной из точек координат вейвлет-образа не изменяет запомненного образа, так как не соответствует единице в запомненном образе.

Например, следующим вейвлет-образом может быть третий вейвлет-образ (рис. 6, в) с искажениями в двух точках координат. Он не соответствует ранее запомненному образу (S меньше чем ρ), поэтому для его запоминания выделяется новый нейрон.

Этот пример иллюстрирует важность выбора корректного значения критерия сходства. Если значение критерия слишком велико, большинство образов не будут подтверждать сходство с ранее запомненными и сеть будет выделять новый нейрон для каждого из них. Это приводит к плохому обобщению в сети, в результате даже незначительные изменения одного образа будут создавать отдельные новые категории. Количество категорий увеличивается, все доступные нейроны распределяются, и способность системы к восприятию новых данных теряется. И наоборот, если критерий сходства слишком мал, сильно различающиеся образы будут группироваться вместе, искажая запомненный образ до тех пор, пока в результате не получится очень малое сходство с одним из них.

Исходный
сигнал с

Сигналы с вейвлет-образами для
обучения нейронной сети

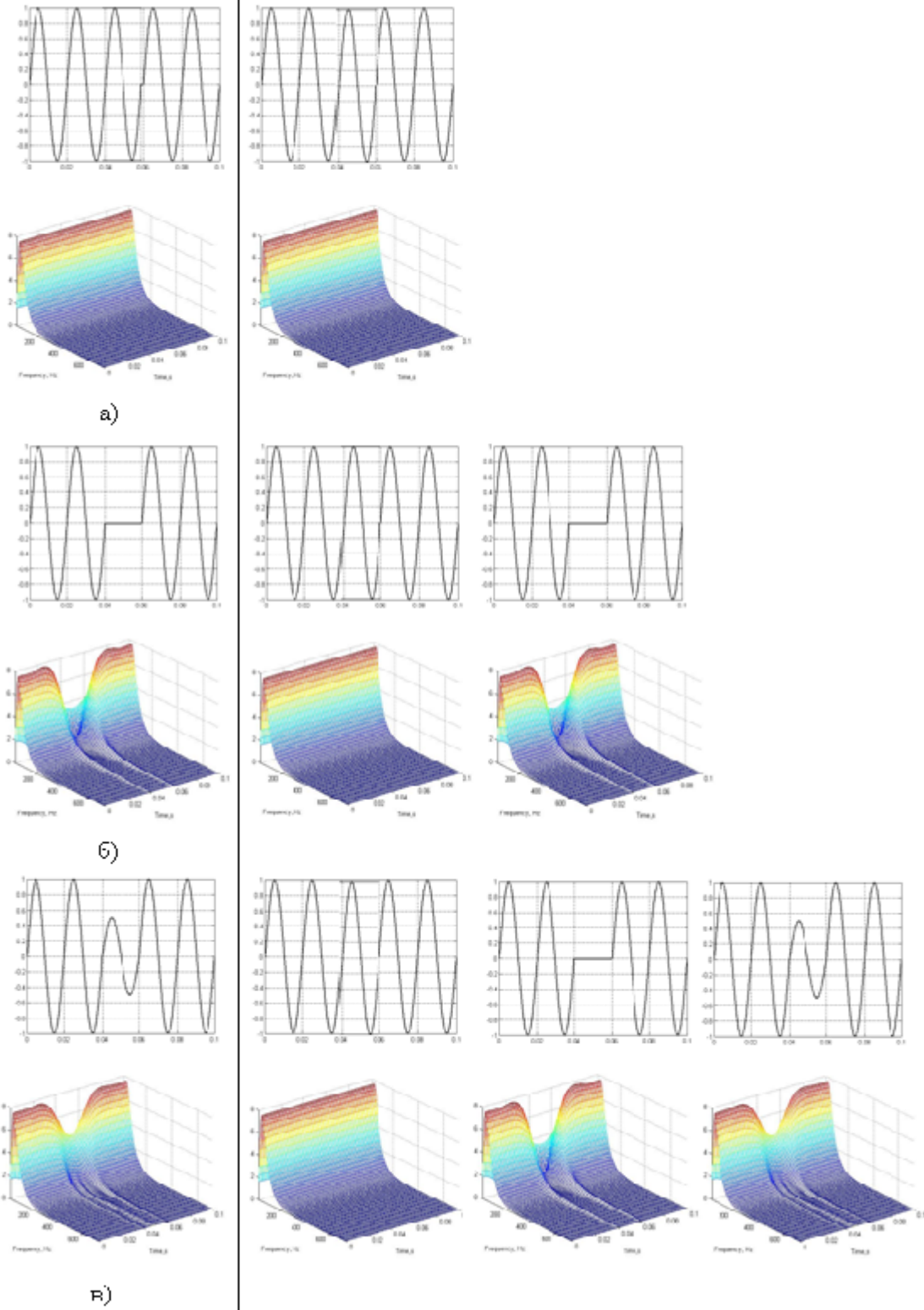


Рис. 6. Процесс обучения АРТ

Предложенный способ распознавания вейвлет-образов несинусоидальных искажений, которые имеют место в сетях 0,38/0,22 кВ, с помощью нейронных сетей на основе адаптивной резонансной теории позволит определить адресность виновника этих искажений.

Список литературы

1. Шидловский А.К., Жаркин А.Ф. Высшие гармоники в низковольтных электрических сетях. – К.: Наукова думка, 2005. – 210 с.
2. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. Ф. Уоссермен. Перевод на русский язык, Ю.А. Зуев, В.А. Точенов, 1992. – 184 с.
3. Anil K. Jain, Jianchang Mao, K.M. Mohiuddin. Artificial Neural Networks: A Tutorial, Computer, Vol.29, No.3, March. – 1996.
4. Хайкин Саймон. Нейронные сети. Полный курс 2-е изд., испр.: Пер. с англ. – М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
5. Воробьев В.И., Грибунин В.Г. Теория и практика вейвлет-преобразования. – С.-Пб.: Издательство ВУС, 1999. – 204 с.

Виконаний аналіз нейронних мереж для розпізнавання вейвлет-образів, у результаті чого обрана нейронна мережа на основі адаптивної резонансної теорії. Описана структура побудови та принцип роботи нейронної мережі на основі адаптивної резонансної теорії. Продемонстровано конкретний приклад розпізнавання вейвлет-образів несинусоїдних спотворень в мережах 0,38/0,22 кВ за допомогою нейронної мережі.

Нейронна мережа, адаптивна резонансна теорія, несинусоїдальні спотворення, мережа 0,38 / 0,22 кВ.

The analysis of neural networks for pattern recognition wavelet images, whereby the neural network is selected on the basis of adaptive resonance theory. The structure of the construction and operation of the neural network based on adaptive resonance theory. Shows a specific example of detection wavelet images nonsinusoidal distortion networks 0,38/0,22 kV using a neural network.

Neural network, adaptive resonance theory, non-sinusoidal distortion, network 0.38 / 0.22 kV.