

УДК 631.514

Ю. Е. Варецкий, д. т. н., проф.; Т. И. Наконечный; Н. Д. Федонюк;
В. А. Комар, к. т. н.

АРХИТЕКТУРА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА НЕСИНУСОИДАЛЬНЫХ РЕЖИМОВ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТИ

Предложена новая концепция мониторинга несинусоидальных режимов электрической сети на основе косвенных измерений параметров режима. Для оценки показателей несинусоидальности напряжения на шинах подстанций электрической сети с нелинейными нагрузками использована искусственная нейронная сеть. Приведен пример реализации предложенной системы мониторинга.

Ключевые слова: электрическая сеть, нелинейные нагрузки, несинусоидальный режим, мониторинг качества электроэнергии, искусственная нейронная сеть, моделирование.

Актуальность проблемы

В текущем десятилетии проблема качества электроэнергии в электрических сетях притягивает к себе все больше внимания. Среди электромагнитных возмущений, которые определяют качество электроэнергии, важное место занимают *высшие гармоники* (далее гармоники). Это связано с тем, что доля электроприемников с нелинейными вольт-амперными характеристиками в системах электроснабжения постоянно возрастает. В значительной мере это обусловлено бурным развитием полупроводниковой техники и существенной экономической выгодой от ее применения как в промышленной, так и в коммунальной сферах. С другой стороны, практически все электрические сети характеризуются постоянными изменениями нагрузки. Такие изменения могут иметь как суточный или сезонный характер, так и случайный – т.е. зависеть от нужд производства, и происходить даже несколько раз в минуту. Если же в системе электроснабжения переменных нелинейных нагрузок применяют конденсаторы для улучшения коэффициента мощности, то вследствие резонансного усиления гармоник в этих условиях наряду с возможным повреждением силового оборудования могут иметь место другие нежелательные влияния на системы управления и производственные процессы.

По оценкам экспертов европейских исследовательских организаций ущерб от низкого качества электроэнергии в промышленности и бизнесе достигает сотни миллиардов € в год [1]. В то же время, дополнительные затраты на средства предотвращения указанного ущерба не превышают 5% его стоимости. До этого времени в Украине не удается задействовать действующие требования норм качества электроэнергии, организационно и законодательно не обеспечена процедура контроля показателей качества электроэнергии и действенная система рекламаций. Оперативный и эксплуатационный персонал электроснабжающих компаний и коммерческих объектов не может решить вопрос обоснования объема инвестиций, которые необходимо направить на предупредительные меры и средства для избежания возможных нежелательных последствий проблемы. Одна из важных задач в решении указанной проблемы – это организация и техническое обеспечение системы мониторинга несинусоидальных режимов электрических сетей.

Принципы организации и задачи мониторинга

Мониторинг качества электроэнергии в электрической сети проводят для изучения изменений показателей качества на протяжении определенного отрезка времени. В зависимости от особенностей электрической сети мониторинг может осуществляться непрерывно (на базе стационарных устройств), периодически (с определенной периодичностью, например, раз в год) или по необходимости (в процессе внедрения новых

мощных электроприемников, компенсирующих устройств и т. п.).

Перед проведением мониторинга несинусоидальности напряжения на предмет ее соответствия нормам качества электроэнергии необходимо осуществить начальный анализ электрической сети и очертить круг возможных вопросов, которые необходимо исследовать. В этот круг вопросов входит также определение точек, в которых необходимо осуществлять мониторинг и величин, которые будут контролироваться. Это позволяет рационально использовать имеющиеся в электрической сети средства и сократить затраты на проведение мониторинга. Перед проведением мониторинга [2] целесообразно собрать следующую информацию:

- 1) характеристика оборудования, генерирующего гармоник;
- 2) характеристика оборудования чувствительного к гармоникам;
- 3) время, когда появляются наиболее неблагоприятные условия;
- 4) сопутствующие проблемы или явления, которые возникают в сети при обострении проблемы гармоник (например, включение конденсаторных батарей);
- 5) фактическое состояние оборудования, которое используется в сети;
- 6) паспортные данные оборудования данной электрической сети.

Необходимо указать, что согласно требованиям действующего стандарта [3] наблюдение за уровнем несинусоидальности режима электрической сети нужно осуществлять не менее одной недели. Точки мониторинга гармоник целесообразно выбирать по возможности ближе к чувствительному к несинусоидальности оборудованию (потребителям). Важно также иметь данные о всех изменениях конфигурации электрической сети (включение / отключение конденсаторных батарей, фильтров гармоник, секций шин, трансформаторов и т. п.). В распределительных электрических сетях преимущественно осуществляют мониторинг гармоник напряжения. В процессе анализа режимов работы фильтро-компенсирующих устройств приходится измерять также гармоники тока. Для корректного анализа проблемы, измерения гармоник напряжения и тока должны осуществляться одновременно.

Для обеспечения электромагнитной совместимости в электрической сети показатели несинусоидальности напряжения в “общей точке” должны находиться в пределах норм действующего стандарта. Процедура проверки осуществляется на основании соответствующих измерений. Такие измерения проводят аккредитованные в установленном порядке лаборатории согласно приведенной в [3] нормативной методикой с помощью сертифицированных специальных измеримых устройств – анализаторов гармоник. Очевидно, что проводятся такие измерения нечасто, поэтому информация о фактическом состоянии дел в сети может отсутствовать продолжительное время, следовательно, сеть и потребители продолжительное время могут испытывать отрицательное (в случае не соответствия нормам) влияние гармоник.

С внедрением энергосберегающих технологий постоянно возрастает количество нелинейных электроприемников в электрических сетях. Постоянные изменения нагрузок, связанные с этим изменения режимов компенсирующих устройств вызывают изменение значений гармоник напряжений и токов во времени. Это обосновывает целесообразность непрерывного контроля несинусоидальности режима в электрической сети. Измерение показателей несинусоидальности режима в распределительной электрической сети требует применения специальных измеримых устройств, которые редко стационарно устанавливаются на подстанциях вследствие их высокой стоимости. Кроме того, только на узловых подстанциях есть постоянный оперативный персонал для обслуживания этих устройств и наблюдения за их показателями. Анализ проблемы показывает, что желательно осуществлять непрерывное наблюдение (мониторинг) за режимом работы сети, который с помощью минимального набора приборов и телеизмерений разрешает очередному диспетчеру осуществлять оценку несинусоидальности напряжения в контрольных точках, и, в случае появления опасных (незапланированных) режимов, принимать возможные шаги по их устранению. В отличие от измерений, которые проводят аккредитованные лаборатории с

использованием специальных измерительных устройств для установления соответствия показателей нормам качества, такой мониторинг осуществляют с целью получения информации о характере изменений несинусоидальности режима и определения возможных проблемных точек в сети. Важной особенностью мониторинга является возможность наблюдения в масштабе реального времени за изменением режима заданной части сети, а не только одной подстанции. Кроме того, такой мониторинг не выдвигает жестких требований к точности измерительных устройств и допускает определение тех или иных показателей несинусоидальных режимов на основе доступных на подстанциях измерений. Собрав и проанализировав данные, полученные в результате мониторинга, можно принимать решения о необходимости проведения измерений на шинах того или другого потребителя с применением специализированных анализаторов гармоник.

В периодической литературе известны определенные методы адекватной идентификации источников высших гармоник в условиях неполного обеспечения сети средствами измерения. В работах [4, 5] предложены решения, которые базируются на традиционных подходах. Некоторые подходы, которые используют методологию искусственных нейронных сетей для определения характеристик источников гармоник в электрической сети, предложены в работах [6, 7]. В частности, в опубликованных в статье [7] исследованиях, структурная нейронная сеть использована для определения величин гармоник в электрической сети с нелинейными потребителями, которая оборудована небольшим количеством стационарных устройств измерения гармоник.

Принципы построения интеллектуальной системы мониторинга

Выражение “интеллектуальная система” часто применяют, чтобы представить любую комбинацию с использованием *искусственных нейронных сетей* (далее *нейронных сетей*), экспертных систем, систем нечеткой логики, а также других технологий, в частности, таких как генетические алгоритмы. В отличие от классического управления, интеллектуальные стратегии управления не нуждаются в математических моделях реальных объектов. По сравнению с человеком компьютер с искусственным интеллектом может чрезвычайно быстро решать проблемы. Он работает непрерывно “без усталости”, не подвергается влиянию эмоций и других человеческих недостатков. Эти системы построены на математических соотношениях, которые наследуют свой “ум” или “знание” от отдельных специалистов-экспертов или задокументированных данных наблюдений представленных обычно в форме входных / исходных пар.

Традиционные инженерные подходы предусматривают описание любых физических явлений, несмотря на меру их сложности, на основе соотношений, которые могут быть развиты непосредственно из физических принципов на уровне отдельного элемента или составляющей. С таким подходом связаны две главные проблемы, которые возникают при рассмотрении реальных технических задач:

1) задача настолько сложная, что создание точной математической модели является нереальной задачей и для решения этой проблемы на основании общепринятых технических предположений используется приближенный анализ;

2) сложность задачи может вносить неопределенность, которую необходимо учитывать определенной аппроксимацией.

В общем случае, соотношения между переменными входа и выхода известны только приблизительно, и нужно приложить много усилий для нахождения приемлемых приближенных соотношений. Системы нейронных сетей имеют способность автоматически “выучить” приближенные соотношения между входами и выходами, обходя преодоление проблемы размера и сложности задачи. Эти приближенные соотношения часто более эффективны, чем те, которые получены на основании физического описания явления. Это происходит вследствие того, что эти соотношения обычно связывают фактические значения входных и выходных переменных (например, данных измерений) и являются свободными от

субъективных особенностей конкретных теорий, которые базируются на предубежденных идеях человека. Кроме того, нейронная сеть не нуждается в любой информации о самых зависимостях или их эффективности, которая определяется выбранным законом описания явления. Кроме того, погрешность приближения может быть постепенно уменьшена благодаря большому количеству входной информации. Теоретически нейронные сети могут “научиться” обеспечивать точные соотношения между входными и выходными данными.

Вообще, системы нейронных сетей способны к “изучению” зависимостей в заданном полном множестве данных и установлению соотношений вход-выход, базируясь исключительно на определенном подмножестве данных. Поэтому желательно, чтобы данные подмножества, на которые система “учится”, отображали полное множество данных. Зависимости, которых “не видно” в выбранном подмножестве данных, не будут “выучены” нейронной сетью. Нужно указать, что те же ограничения затрагивают и обычные алгоритмы регрессии и классификации.

Как указано выше, непрерывное наблюдение за уровнем гармоник в электрических сетях может быть осуществлено специально образованной информационной сетью, которая передает данные измерений от анализаторов гармоник, размещенных в разных местах электрической сети, к пунктам оперативно-диспетчерского управления. Авторами предложена концепция построения системы мониторинга несинусоидального режима, которая не нуждается в установлении анализаторов гармоник в контролируемых пунктах сети и создания специальной сети передачи результатов измерения в пункт наблюдения [8, 9]. Для этого она предусматривает использование существующих каналов телеизмерения и имеющихся на подстанциях электрической сети измерительных устройств. Для реализации этого способа предложено использовать нейронную сеть, в задачу которой входит “распознавание” (идентификация) значений показателей несинусоидальности режима на шинах распределительных подстанций электрической сети, при наличии только значений параметров режима электрической сети в пункте наблюдения (соответствующие активные и реактивные мощности, токи, коэффициенты мощности и т.п.). Принципиальная схема функционирования такой системы показана на рис. 1.



Рис. 1. Принципиальная схема функционирования системы идентификации несинусоидального режима

По сути, это косвенное измерение показателей несинусоидальности режима, поскольку их значения получают не на основании анализа формы кривой напряжения, а путем “распознавания” с помощью установленной нейронной сетью соотношений между значениями измеренных в разных пунктах электрической сети мощностей, токов и т. п.

Известно, что спектр гармоник и их величины в электрической сети зависят от фактического потребления активной и реактивной мощностей нелинейными нагрузками, режима работы компенсирующих устройств и конфигурации сети. Понятно, что в условиях постоянных изменений этих факторов очень тяжело установить четкую функциональную зависимость между ними и величинами гармоник в разных пунктах электрической сети. Поэтому возможность применения для решения этой задачи интеллектуальной системы, которая способна установить нужные соотношения, представляется привлекательной идеей.

При создании такой интеллектуальной системы наибольшей проблемой является задача получения множества данных для обучения нейронной сети. Используя натурные измерения,

очень сложно получить все необходимые данные для обучения нейронной сети. В этом случае сложно собрать множество данных для всех характерных режимов работы на протяжении короткого промежутка времени. Авторами предложено получить такое множество данных на базе моделирования во временной области определенного набора режимов электрической сети с нелинейными нагрузками. Полученные таким образом соответствия входных и исходных данных составляют нужное множество для обучения нейронной сети.

Следующей задачей является выбор структуры нейронной сети и целесообразного метода ее обучения. Как известно, нет четких критериев, чтобы заранее выбрать оптимальную структуру нейронной сети и наилучший метод ее обучения для заданной задачи. Поэтому часто выбирают наиболее распространенный подход. Для задач электроэнергетики преимущественно используют нейронные сети прямого распространения, которые хорошо себя зарекомендовали во многих задачах и обучение которых осуществляют на базе обучающего алгоритма “обратного распространения” (backpropagation). Обучающий алгоритм “обратного распространения” является методом итеративного подбора весовых коэффициентов до момента достижения желательной точности. Он базируется на методе оптимизированного поиска градиента функции погрешности. Типичной функцией погрешности является функция среднеквадратичной погрешности, которая иллюстрируется выражением (1), где N является общим количеством выходных данных $y_1, y_1, \dots, y_N$, которые используются в процессе обучения:

$$e = \sum_{i=1}^N (y_{i\text{расч}} - y_{i\text{желаемое}})^2. \quad (1)$$

Множество N и связанные с ним выходы представляют “обучающее множество”, которое является обычным подмножеством полного множества данных. Для получения наилучших результатов, обучающее множество должно адекватно представить все ожидаемые изменения в полном множестве данных. Поэтому важен правильный выбор пределов изменения параметров нагрузок и конфигураций электрической сети в процессе моделирования. Большинство систем нейронных сетей можно сделать очень точными (базируясь на обучающих данных) с помощью увеличения количества скрытых слоев и узлов в этих слоях. Однако в любом методе аппроксимации нелинейных функций есть случаи, когда увеличение количества независимых переменных делает систему более “уязвимой” к изменениям во входных данных. Поэтому большое количество скрытых слоев и скрытых узлов слоя может сделать нейронную сеть очень точной для обучающих данных, однако изменения, которые будут представлены в следующих данных (не включенных в процесс обучения), могут послужить причиной больших отклонений от ожидаемого результата на выходе. В таких случаях говорят, что сеть “запомнила” найденные в обучающих данных соотношения быстрее, чем “выучила” более общие соотношения. Поэтому необходимо выбрать компромисс между количеством слоев, узлов и степенью точности, доступной с этими обучающими данными.

Для поставленной задачи, сформулировано несколько правил, которых целесообразно придерживаться при выборе конфигурации нейронной сети для рассмотренного случая:

- Входное множество нейронной сети выбирают экспериментальным путем с учетом доступных на подстанциях сети телеизмерений и данных полученных от стационарных устройств измерения гармоник. Выбор достаточного количества входных данных осуществляется путем итераций и его задачей является определение оптимального объема телеизмерений для адекватной работы нейронной сети. Нежелателен как избыток, так и нехватка входной информации. Избыток данных может привести к влиянию на результат оценки несущественных факторов, а нехватка – сделать нейронную сеть не чувствительной к определенным изменениям.

- Для магистральных электрических сетей достаточно использовать двухслойную

нейронную сеть прямого распространения. Количество нейронов в скрытом слое принимают равным полусумме количества входных и исходных сигналов. Входными данными такой нейронной сети могут быть мощности, действующие значения токов, коэффициенты мощности нелинейных нагрузок подстанций сети, перетоки активной и реактивной мощностей по линиям, показатели несинусоидальности напряжения на шинах главной подстанции со стационарным устройством измерения гармоник.

– Обучающее множество данных нейронной сети формируют так, чтобы с определенным шагом охватить весь диапазон возможных режимов работы электрической сети и, по возможности, включать характерные режимы. Размер обучающего множества также определяют экспериментально и корректируют с целью обеспечения желаемой точности нейронной сети.

– Используя особенности анализа гармонических процессов в электрической сети, целесообразно сформировать общую структуру из отдельных параллельных нейронных сетей для каждой из возможных гармоник. Это существенно упростит структуру нейронной сети и облегчит процесс ее обучения.

Пример построения интеллектуальной системы мониторинга

Для исследования выбран фрагмент электрической сети с тяговыми подстанциями, которые являются источниками гармоник. Питание таких подстанций преимущественно осуществляется магистральными линиями по 3 – 6 подстанциям от шин 110 кВ узловых подстанций. Это связано с тем, что, как правило, избегают работы распределительных сетей в замкнутом или сложно замкнутом режиме для предотвращения нежелательных транзитных перетоков и повышения надежности питания ответственных потребителей. Питание тяговой системы осуществляется от схемы 6-ти пульсного неуправляемого полупроводникового преобразователя. Однолинейная схема такой магистральной распределительной электрической сети 110 кВ изображена на рис. 2.

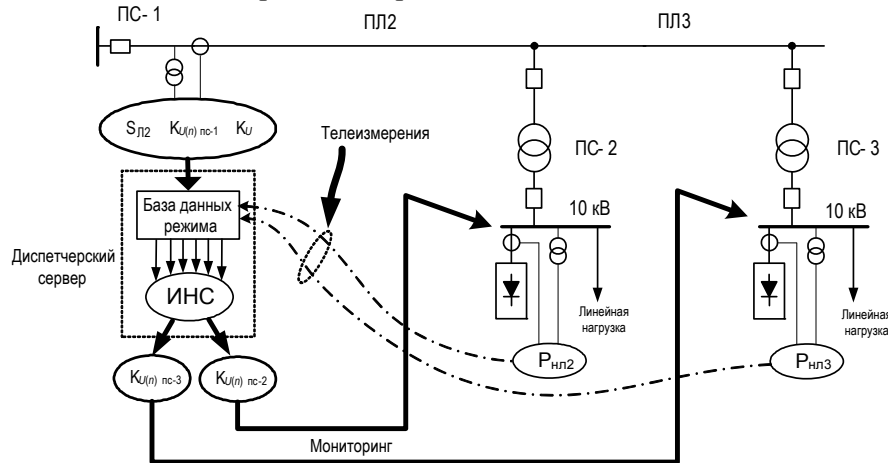


Рис. 2. Принципиальная схема организации мониторинга в исследуемой электрической сети

Нагрузка преобразователей тяговой подстанции имеет вероятностный характер и может часто изменяться в зависимости от графика движения поездов. При этом возможны режимы работы как с практически нулевой загрузкой преобразователей, так и с близкой к номинальной. Изменение режима нагрузки может происходить как постепенно, так и скачкообразно (остановка-старт локомотива). Величина генерированных в сеть гармоник возрастает пропорционально с ростом нагрузки преобразователей. Подстанции в исследуемой сети обеспечены стандартными измерительными устройствами, включительно с ваттметрами, которые стационарно установлены на шинах 10 кВ подстанций сети и осуществляют измерение мощности на фидерах нелинейных потребителей. Подстанции не оборудованы стационарными измеримыми устройствами гармоник. В данной электрической

Наукові праці ВНТУ, 2010, № 1

сети лишь на ПС-1 по ПЛ-2 110 кВ предусмотрена установка стационарного устройства для измерения показателей несинусоидальности режима. На ПС-1 постоянный очередной персонал электроснабжающей компании осуществляет диспетчеризацию данного участка электрической сети.

Диспетчер может наблюдать динамику изменения нагрузки подстанций во времени с помощью телеизмерений. На рис. 3 приведена предложенная структура искусственной нейронной сети (ИНС) для системы мониторинга гармоник с учетом передачи имеющихся на подстанциях телеизмерений к ПС-1.

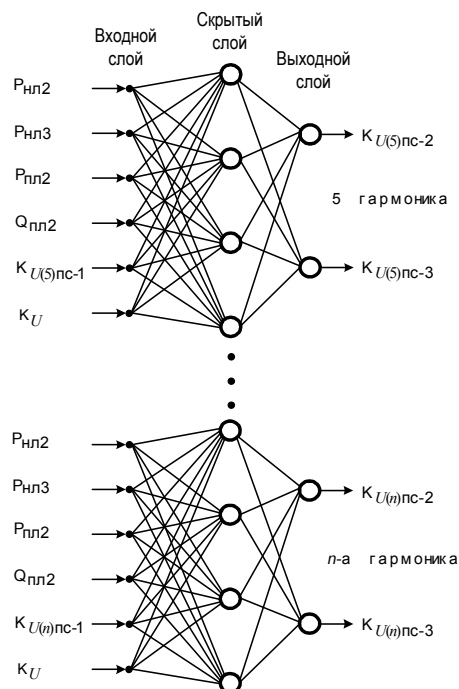


Рис. 3. Нейронная сеть для мониторинга несинусоидальных режимов

Линейная нагрузка подстанций электрической сети изменяется в соответствии с суточным графиком потребления. Поскольку величина нелинейной нагрузки имеет вероятностный характер, то нет четкого соответствия между мощностью нагрузки сети и вариацией гармоник в сети.

На основании экспериментальных исследований для данной нейронной сети было определено минимально необходимое количество входных сигналов (измерений) для обеспечения выполнения поставленной задачи. При этом учтена возможность получения таких измерений на подстанциях электрической сети и их передача на диспетчерский пункт ПС-1. Структура нейронной сети прямого распространения содержит лишь один скрытый слой. Количество нейронов в этом слое принято равным полусумме количества входных и выходных сигналов.

Учитывая указанные особенности, были выбраны следующие входные сигналы для нейронной сети: активные мощности нелинейных нагрузок на ПС-2 и ПС-3 ($P_{нл2}$, $P_{нл3}$), переток мощности от ПС-1 по ПЛ-2 ($P_{пл2}$ и $Q_{пл2}$) и значение коэффициентов искажения синусоидальности кривой напряжения и n -й гармонической составляющей напряжения ($K_{U(n) пс-1}$ и K_U) на шинах 110 кВ ПС-1. Все данные поступают от стационарно установленных на подстанциях сети измерительных устройств.

Нейронная сеть была создана с помощью подпрограммы NNTool из панели инструментов Neural Network программного комплекса MatLab. Для нейронов скрытого слоя выбрана передаточная функция в виде гиперболического тангенса (tansig), которая для переменной n рассчитывается по формуле:

$$\text{tansig}(n) = \frac{2}{(1 + e^{-2n})} - 1. \quad (2)$$

В качестве передаточной функции нейронов выходного слоя выбрана функция “прямая линия” (pureline), поскольку такая функция может передавать любые значения в широком диапазоне. Весовые коэффициенты настраивались таким образом, чтобы минимизировать полную квадратичную погрешность между обучающим множеством выходов и множеством реальных значений.

Для обучения нейронной сети согласно с процедурой обучающего алгоритма “обратного распространения” использована функция масштабного сопряженного градиента с обратным распространением погрешности (TRAINSCG - Scaled conjugate gradient).

Нейронную сеть была обучена оценивать коэффициенты n -й гармонической составляющей напряжения на шинах 10 кВ ПС-2 и ПС-3 ($K_{U(n) \text{ пс-2}}$, $K_{U(n) \text{ пс-3}}$) данной электрической сети. Как указано выше, вследствие особенностей расчета гармоник, которые разрешают анализировать электрическую сеть отдельно для каждой гармоники, для улучшения сходимости и увеличения информационной памяти нейронная сеть разделена на ряд параллельных сетей (отдельно для каждой гармоники) с одинаковыми входами и двумя выходами каждая, как показано на рис. 3. Причем в данном случае учитывались только гармоники, которые характерны для нелинейных электроприемников этой электрической сети – 5-я, 7-я, 11-я и т. п.

Выбору такой структуры и алгоритмов обучения нейронной сети предшествовал значительный объем исследований возможных альтернатив: использование отдельной нейронной сети для каждого выхода, различные типы доступных обучающих функций (в частности, такие как TRAINGDM, TRAINGDA, TRAINGDX), разные комбинации входных параметров режима. Как показали сравнительные исследования, выбранный вариант обеспечивает наиболее быструю сходимость итерационного процесса и простоту реализации.

В соответствии с предложенной концепцией интеллектуальной системы мониторинга для формирования обучающего множества данных вход / выход выполнено моделирование режимов анализируемой электрической сети во временной области средствами программного комплекса MatLab, (подпрограмма Simulink). В результате расчетов в мгновенных координатах полученные кривые напряжений, которые для разных режимов нагрузок далее раскладываются в ряд Фурье и рассчитываются коэффициенты искажений напряжения для заданного режима работы, который характеризуется соответствующими значениями выбранных для нейронной сети мощностей. Выбранное для моделирования множество режимов охватывало возможный диапазон изменения и комбинации мощностей нагрузки с определенной дискретностью их изменения. В табл. 1 приведен фрагмент множества обучающих данных для нейронной сети, которая показана на рис. 3, который иллюстрирует принцип формирования множества обучающих данных. В эту таблицу также включено тестовое множество данных, которые не вошли в обучающее множество. Тестовое множество данных используется для проверки работы нейронной сети.

На основании полученных таким образом множеств входных и выходных данных осуществлено обучение соответствующих нейронных сетей. В табл. 2 приведен фрагмент результатов обучения нейронной сети.

Таблица 1

Пример множества обучающих данных для 5-й гармоники

№ п/п	$P_{нл2}$, МВт	$P_{нл3}$, МВт	$S_{нл2}$, МВА	$K_{U(5) пс-1}$, %	$K_{U(5) пс-2}$, %	$K_{U(5) пс-3}$, %	K_U , %
1	1	0	5,4+j1,6	0,09	1,34	0,12	0,56
2	3	0	7,2+j2,2	0,25	3,80	0,34	0,99
3	5	0	8,9+j2,9	0,41	6,30	0,56	1,46
4	7	0	10,5+j3,7	0,56	8,47	0,75	1,78
5	0	1	5,5+j1,6	0,09	0,11	1,31	0,90
6	0	3	7,3+j2,1	0,26	0,34	3,85	1,61
7	0	5	9,0+j2,8	0,43	0,55	6,23	2,23
8	0	7	10,7+j3,6	0,58	0,74	8,61	2,66
9	1	1	6,4+j1,8	0,17	1,41	1,50	1,04
10	3	1	8,2+j2,4	0,34	3,77	1,74	0,95
11	5	1	9,9+j3,1	0,49	6,11	2,01	1,91
12	7	1	11,5+j3,8	0,62	8,21	1,93	1,54
·	·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·	·
21	1	7	11,6+j3,8	0,65	1,95	8,69	2,3
22	3	7	13,3+j4,5	0,82	4,52	8,94	2,11
23	5	7	15,0+j5,2	0,99	6,75	9,15	2,44
24	7	7	16,6+j6,0	1,13	8,80	9,28	3,53
Тестовое множество							
25	2	5	10,8+j3,4	0,59	3,07	6,55	1,56
26	5	2	10,8+j3,4	0,58	6,14	3,21	1,71
27	4	6	13,3+j4,5	0,84	5,57	7,99	2,10
28	6	6	15,1+j5,3	0,97	7,15	7,68	2,22

Тестирование нейронной сети осуществлялось путем мониторинга “известных источников гармоник” в электрической сети для проверки способности нейронной сети определять показатели искажения кривой напряжения на шинах подстанций по данным, которые не вошли в обучающее множество, вследствие дискретности выбора этих параметров.

Таблица 2

Результаты обучения нейронной сети по данным множества табл. 1

№ п/п	Действительные значения		Результаты обучения		Абсолютная погрешность	
	$K_{U(5) пс-2}$, %	$K_{U(5) пс-3}$, %	$K_{U(5) пс-2}$, %	$K_{U(5) пс-3}$, %	$\Delta K_{U(5) пс-2}$, %	$\Delta K_{U(5) пс-3}$, %
1	1,34	0,12	1,35	0,20	-0,01	-0,08
2	3,80	0,34	3,70	0,44	0,1	-0,1
3	6,30	0,56	6,17	0,65	0,13	-0,09
4	8,47	0,75	8,49	0,81	-0,02	-0,06
·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·
23	6,75	9,15	6,82	9,31	-0,07	-0,16
24	8,80	9,28	9,02	9,42	-0,22	-0,14
Результаты для тестового множества						
25	3,07	6,55	2,92	6,60	0,15	-0,05
26	6,14	3,21	6,27	3,11	-0,13	0,1
27	5,57	7,99	5,60	8,05	-0,03	-0,06
28	7,15	7,68	7,19	7,85	-0,04	-0,17

Строки 25 – 28 в табл. 2 отображают результаты оценки показателей искажения кривой напряжения на шинах подстанций по данным тестового множества. Абсолютная погрешность в табл. 2 вычисляется как разница между действительными значениями, полученными в результате моделирования режимов работы электрической сети, и данными,

полученними в результаті тренування нейронної мережі. Аналіз результатів навчання і тестування вказує на те, що вибрана структура нейронної мережі, множина входних даних і дискретність змінюваних пар даних дозволяють забезпечити задовільну точність моніторингу показників несинусоїдальності напруги на шині підстанції досліджуваної електричної мережі.

Висновки

1. В результаті дослідження запропонована і обґрунтована нова концепція системи моніторингу несинусоїдальних режимів електричних мереж на основі косвенних вимірювань параметрів режимів, яка дозволяє суттєво зменшити застосування дорогих спеціалізованих приладів для контролю несинусоїдальності режиму в електричних мережах.

2. Розроблені принципи побудови інтелектуальної системи моніторингу несинусоїдальних режимів і спосіб її налаштування для електричних мереж з змінними нелінійними навантаженнями. Вона дозволяє контролювати показники несинусоїдальності режиму в заданих точках електричної мережі за даними одного або декількох стаціонарних пристроїв вимірювання гармонік і даними доступними на підстанціях електричної мережі вимірювань (P , Q , U , I і т. п.).

3. Обґрунтовано тип нейронної мережі для розробленої системи моніторингу і спосіб вибору можливих входних і вихідних множин навчальних даних. Обґрунтовано доцільність отримання множин навчальних даних для налаштування нейронної мережі на основі моделювання характерних режимів електричної мережі.

4. На прикладі вибраного фрагмента електричної мережі з нелінійними навантаженнями показано практичний підхід до вибору структури і налаштування інтелектуальної системи моніторингу і підтверджено ефективність застосування розробленої структури нейронної мережі і методів її налаштування для моніторингу несинусоїдальних режимів електричних мереж.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Manson J., Targosz R. European Power Quality Survey Report. November 2008 // [Електронний ресурс] <http://www.leonardo-energy.org/european-power-quality-survey-report>. – 29с.
2. Roger C. Dugan. Electrical Power System Quality / Roger C. Dugan, Mark F. McGranaghan, H. Wayne Beaty. – USA, 1996. – 265 p.
3. ГОСТ 13109-97. Нормы качества электрической энергии в системах электроснабжения общего назначения.
4. Najjar M., Heydt G. T., A hybrid nonlinear least squares estimation of harmonic signal levels in power systems // IEEE Trans. Power Delivery. – 1991. – vol. 6, no.1. – P. 282 – 288.
5. Farach J. E., Grady M. V., Arapostathis A. An optimal procedure placing sensors and estimating the locations of harmonic sources in power systems // IEEE Trans. Power Delivery. – 1993. – vol. 8, no.3. – P. 1303 – 1310.
6. Hong R. K., Chen Y. C. Application of algorithms and artificial-intelligence approach for locating multiple harmonics in distribution systems // IEEE Trans. Industry Appl., – 1993. vol. 29, no.1. – P. 202 – 208.
7. Hartana R. K., Richards G. G. Constrained neural network-based identification of harmonic sources // IEEE Trans. on Ind. Application. – 1993. – vol. 29, № 1. – P. 202 – 208.
8. Спосіб моніторингу вищих гармонік у розподільчій електричній мережі: Пат. 35180 України, МПК⁷ G01R 23/16/ Ю. О. Варезький, Т. І. Наконечний; – № u200802024; Заявл. 18.02.2008; Опубл. 10.09.2008, Бюл. № 17. – 4 с. іл.
9. Varesky Y., Nakonechny T. Monitoring Harmonic Sources in Distribution System by Neural Network Estimator // Proc. of 9 Int. Conf. "Electric power quality and utilization". – Barcelona, 9-10 October, 2007. – [Електронний ресурс] [www.leonardo_energy.org/archive/all/2007/Paper 1219](http://www.leonardo_energy.org/archive/all/2007/Paper%201219), 4 P. 2007.

Варецкий Юрий Емельянович – д. т. н., профессор кафедры электрических систем и сетей, тел. 2753318, моб. 0509567540, e-mail: j.varetsky@gmail.com.

Наконечный Тарас Игоревич – аспирант кафедры электрических систем и сетей, тел. 2582500, моб. 0667802271, e-mail: Otaran0@gmail.com.

Федонюк Николай Дмитриевич – аспирант кафедры электрических систем и сетей, тел. 2582500, моб. 0985225432, e-mail: kolyol@mail.ru/

Национальный университет “Львовская политехника”.

Комар Вячеслав Александрович – к. т. н., доцент кафедры электрических станций и систем тел. 589245, e-mail: kvo76@mail.ru

Винницкий национальный технический университет.