**ОПИСАНИЯ ЛАБОРАТОРНЫХ РАБОТ ПО КУРСУ ННСУИД**

[ВВЕДЕНИЕ 3](#_Toc25653765)

[1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ КУРСА 4](#_Toc25653766)

[1.1. Основы искусственных нейронных сетей 4](#_Toc25653767)

[1.2.Основы генетических алгоритмов 7](#_Toc25653768)

[1.3. Основы нечёткой логики 12](#_Toc25653769)

[1.4. Основы нейро-нечётких систем 23](#_Toc25653770)

[2. ОПИСАНИЯ ЛАБОРАТОРНЫХ РАБОТ 33](#_Toc25653771)

[Лабораторная работа №1. Изучение основ применения искусственных нейронных сетей 33](#_Toc25653772)

[Лабораторная работа №2. Изучение основ применения генетических алгоритмов 39](#_Toc25653773)

[Лабораторная работа № 3. Изучение основ применения нечёткой логики 41](#_Toc25653774)

[Лабораторная работа №4. Изучение основ применения нейро-нечётких систем 43](#_Toc25653775)

## ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время всё большее распространение приобретают разработки в области управления и обработки информации, основанные на математических аппаратах искусственных нейронных сетей, нечёткой логики, генетических алгоритмов.

Среди задач обработки информации одной из немаловажных задач, которая может быть решена с применением указанными выше подходов является задача диагностики технических систем.

Цель учебного пособия – познакомить читателя с основами применения современных подходов в задачах управления и диагностики технических систем на примере выполнения лабораторных работ.

Выполнение лабораторных работ предусмотрено в программном пакете MatLab, широко распространённом и хорошо себя зарекомендовавшим во многих инженерных приложениях, что позволит получить полезный для практической работы навык.

## 1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ КУРСА

# 1.1. Основы искусственных нейронных сетей

**1.1.1. Принципы функционирования**

Под искусственными нейронными сетями (ИНС) подразумеваются вычислительные структуры, которые моделируют простые биологические процессы, обычно ассоциируемые с процессами человеческого мозга. Они представляют собой распараллеленные системы, способные к обучению и адаптации путем анализа положительных и отрицательных воздействий. Элементарным преобразователем в данных сетях является искусственный нейрон или просто нейрон, названный так по аналогии с биологическим.

Нейрон — это составная часть нейронной сети. Нейрон состоит из умножителей (синапсов), сумматора и нелинейного преобразователя.

При помощи синапсов осуществляется связь между нейронами. При этом входной сигнал нейрона умножается на число, характеризующее силу связи, — вес синапса.

Сумматор осуществляет сложение сигналов, поступающих по синаптическим связям от других нейронов, и внешних входных сигналов. Нелинейный преобразователь реализует нелинейную функцию одного аргумента — выхода сумматора. Эта функция называется функцией активации нейрона. Нейрон в целом реализует скалярную функцию векторного аргумента.

Математическая модель нейрона может быть описана следующими соотношениями





В общем случае входной сигнал, весовые коэффициенты и значения смещения могут принимать действительные значения. Выход нейрона *у* определяется видом функции активации *f(s)* и может быть как действительным, так и целым. Во многих практических задачах входы, веса и смещения могут принимать лишь некоторые фиксированные значения

Таким образом, нейрон полностью описывается своими весами *wi* и передаточной функцией *f(s).* Для заданного набора чисел (вектора) *xi* в качестве входов, нейрон формирует некоторое число *у* на выходе.

Процесс функционирования ИНС зависит от значений синаптических связей. Поэтому, задав определенную структуру ИНС, необходимо найти значения всех переменных весовых коэффициентов (некоторые синаптические связи могут быть постоянными).

Этот этап называется обучением ИНС, и от того, насколько качественно он будет выполнен, зависит способность сети решать поставленные перед ней проблемы во время функционирования.

1.1.2.Обучение ИНС

Математически процесс обучения может быть описан следующим образом.

В процессе функционирования нейронная сеть формирует выходной сигнал **Y**, соответствующий входному сигналу **X**, реализуя некоторую функцию **Y = G(X)**.

Пусть решением некоторой задачи является функция **Y = F(X)**, которая представлена известными парами входных-выходных данных (**X1, Y1**), (**X2, Y2**), ..., (**XN, *YN****)*,где ***Yk* = *F(Xk)*** *(k* = 1, 2, ...*N*).

Процесс обучения заключается в поиске функции **G**, близкой к **F** в смысле некоторой функции ошибки ***Е***.

Если выбраны множество обучающих примеров — пар **(X*k*, *Yk)***(где *k* = 1,2,..., *N)* и способ вычисления функции ошибки **Е***,* то обучение нейронной сети превращается в задачу многомерной оптимизации, имеющую очень большую размерность. Т.к. функция **Е**может иметь произвольный вид, обучение в общем случае — многоэкстремальная невыпуклая задача оптимизации.

Для решения этой задачи могут быть использованы следующие (итерационные) алгоритмы:

• алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого порядка;

• алгоритмы локальной оптимизации с вычислением частных производных первого и второго порядка;

• стохастические алгоритмы оптимизации;

• алгоритмы глобальной оптимизации.

К первой группе относятся: градиентный алгоритм (метод скорейшего спуска); методы с одномерной и двумерной оптимизацией целевой функции в направлении антиградиента; метод сопряженных градиентов; методы, учитывающие направление антиградиента на нескольких шагах алгоритма.

Ко второй группе относятся: метод Ньютона, методы оптимизации с разреженными матрицами Гессе, квазиньютоновские методы, метод Гаусса Ньютона, метод Левенберга-Марквардта и др.

Стохастическими методами являются: поиск в случайном направлении, имитация отжига, метод Монте-Карло (численный метод статистических испытаний).

Задачи глобальной оптимизации решаются с помощью перебора значений переменных, от которых зависит целевая функция (функция ошибки **Е**)*.*

1.1.3. Переобучение и обобщение

В отсутствие полной и бесконечно большой обучающей выборки на самом деле, минимизируется не «истинная» ошибка на поверхности ошибок в заранее неизвестной модели явления, а только ошибка относительно имеющихся данных.

Сильнее всего это различие проявляется в явлении слишком близкой подгонки параметров ИНС под данные обучающей выборки, называемом переобучением. Это явление хорошо иллюстрируется на примере аппроксимации посредством полиномов.

Графики полиномов могут иметь различную форму. При этом, чем выше его степень, тем более сложной может быть эта форма. Полиномиальная кривая (модель) может быть подогнана под конкретные данные и таким образом объяснить существующую зависимость.

При этом данные могут быть зашумлены, поэтому нельзя считать, что самая лучшая модель задается кривой, которая в точности проходит через все имеющиеся точки данных. Полином низкого порядка может быть недостаточно гибким средством для аппроксимации данных, в то время как полином высокого порядка может оказаться чересчур гибким, и будет точно следовать данным, принимая при этом замысловатую форму, не имеющую никакого отношения к форме настоящей зависимости.

Нейронная сеть сталкивается с точно такой же трудностью. ИНС с большим числом весов моделируют более сложные функции и, следовательно, склонны к переобучению. ИНС с небольшим числом весов может оказаться недостаточно гибкой, чтобы смоделировать имеющуюся зависимость.

Для борьбы с переобучением используется механизм контрольной кросс-проверки, при котором часть обучающих наблюдений резервируется и в обучении не используется. Вместо этого она используется для независимого контроля результата в процессе осуществления обучения сети.

В самом начале обучения ошибки сети на обучающем и контрольном множествах будут одинаковыми (если они существенно отличаются, то, вероятно, разбиение всех наблюдений на два множества было неоднородным). По мере того как сеть обучается, ошибка обучения будет убывать, и, пока обучение уменьшает действительную функцию ошибок, ошибка на контрольном множестве также будет убывать. Если же контрольная ошибка перестала убывать или даже стала расти, это означает, что сеть начала слишком близко аппроксимировать данные и обучение следует остановить. Этот эффект слишком точной аппроксимации в процессе обучения и называется переобучением. Если такое случилось, то обычно советуют уменьшить число скрытых элементов и/или слоев, ибо сеть является слишком мощной для данной задачи. Если же сеть, наоборот, была взята недостаточно богатой для того, чтобы моделировать имеющуюся зависимость, то переобучения, скорее всего, не произойдет, и обе ошибки — обучения и проверки — не достигнут достаточного уровня малости.

# Лабораторная работа №1. Изучение основ применения искусственных нейронных сетей

Цель работы – изучение основ работы с искусственными нейронными сетями (ИНС) в среде Neural Toolbox ППП Simintech.

Одно из возможных применений ИНС, которое рассматривается в курсе – оценка надёжности технических систем.

Рассмотрим в качестве объекта исследования элемент автоматизированной информационно-измерительной системы коммерческого учёта электроэнергии (АИИС КУЭ) – информационно-вычислительный комплекс электроустановки (ИВКЭ).

Основу информационно-измерительного канала (ИИК) системы составляют измерительные трансформаторы тока (ТТ), измерительные трансформаторы напряжения (ТН), их вторичные цепи, трёхфазный счетчик электрической энергии. Таким образом, измерительные трансформаторы тока и напряжения, входящие в состав системы, предназначены для преобразования большого тока и высокого напряжения сети к уровням, соответствующим входным токам и напряжениям счётчиков электрической энергии, иными словами, они являются масштабирующими устройствами.

Следующим элементом системы, образующим вместе с ТТ и ТН ИИК, является микропроцессорный счётчик электрической энергии. Он предназначен для измерения перетоков активной и реактивной электрической энергии и мощности. Вдобавок, он способен выполнять интегрирование результатов измерений на получасовых интервалах и сохранение полученных значений в памяти с привязкой к текущему времени (профили нагрузки).

На уровне ИВКЭ происходит сбор и объединение результатов измерений по отдельным ИИК в групповые измерения по НПС и подготовка информации для передачи на более высокие уровни АИИС КУЭ. Обычно данные функции выполняет комплексное устройство учёта и автоматизации (КУУиА).

Учитывая нормативные документы, применяемые в области эксплуатации АИИС КУЭ, и тот факт, что как АИИС КУЭ, так и ИВКЭ являются восстанавливаемыми системами, то в качестве показателя, характеризующего её состояние, используется коэффициент готовности.

Исходя из анализа структуры ИВКЭ, для использования для оценивания надёжности в качестве входных переменных можно использовать следующие.

*Срок эксплуатации компонентов*, входящих в ИВКЭ.

Выбор данной переменой связан с тем, что на различных этапах жизненного цикла ИВКЭ показатели надёжности отдельных устройств (например, интенсивность отказов), входящих в него могут принимать не только различные значения, но и менять вид закона распределения (последний фактор часто не учитывается при расчётах обычными методами).

Сложность ИВКЭ предлагается измерять *количеством установленных счётчиков электрической энергии*.

Выбор данного показателя связан с тем, что, с точки зрения теории надёжности, все компоненты, входящие в ИВКЭ представляют собой последовательное соединение элементов. Т.е. надёжность такой системы зависит от количества, входящих в неё устройств и, в значительной степени, определяется самым слабым звеном в цепи элементов. Учитывая то, что счётчики электрической энергии являются одними из наиболее сложных с технической точки зрения и многочисленными устройствами, входящих в ИВКЭ, можно предположить, что они как раз и являются этим слабым звеном.

Максимальное по модулю отклонение от номинального режима величины тока в измерительных цепях компонентов ИВКЭ.

Как показывает практика, отклонение режима работы от номинального для любого устройства ведёт к ухудшению его показателей надёжности. Режим работы компонентов ИВКЭ может характеризоваться температурными условиями и влажностью в помещении, напряжением питания, напряжённостью электромагнитного поля и т.п. Однако, как показывают исследования, на практике чаще всего имеет место влияние отклонения величины тока в измерительных цепях ТТ, ТН и счётчиков электрической энергии. При значениях тока ниже номинального происходит рост суммарной погрешности измерений вплоть до выхода за допустимые пределы. А такая ситуация может расцениваться как отказ, т.к. система перестаёт правильно выполнять свои функции. При значениях тока, выше номинального к росту погрешности добавляется повышенная нагрузка на элементы, которая может привести к выходу устройств из строя.

По результатам эксплуатации подобного рода систем, как правило, накапливается значительный объём статистических данных, который можно использовать для построения ИНС, которая будет представлять собой оценку зависимости показателя надёжности от внешних факторов. В результате, с помощью такой ИНС можно оценить значение коэффициента готовности по значениям параметров сложности, срока эксплуатации и отклонения режима эксплуатации.

В лабораторной работе необходимо построить ИНС, позволяющей оценивать надёжность, на основе выборки с тремя параметрами, характеризующими информационно-измерительные системы коммерческого учёта электроэнергии (коэффициент сложности, среднюю загруженность оборудования, срок эксплуатации оборудования), и значением параметра надёжности (коэффициента готовности), соответствующего данным системам.

Порядок выполнения работы.

1. Ознакомьтесь с принципами работы с искусственными нейронными сетями в ППП Simintech на примере проекта классификации ирисов (\SimInTech\Demo\Нейронные сети\Классификация ирисов\Обучение.prt).
2. Изучите состав схемы, назначение блоков и их свойства. Изучите пункт меню «Параметры расчёта» Проведите обучение данной сети. Сделайте вывод о точности обучения.
3. Проведите исследование работы обученной сети, для этого откройте проект (\SimInTech\Demo\Нейронные сети\Классификация ирисов\Тестирование.prt).
4. Исследуйте влияние увеличения и уменьшения количества слоёв на качество обучения.
5. На основе изученных схем создайте свою схему для классификации систем по степени надёжности. Сохраните созданный проект в своей папке на ПК.
6. Данные, необходимые для выполнения работы, находятся в файлах *inputXX.txt, targetXX.txt*. Для загрузки данных из файлов в среду Simintech воспользуйтесь блоком «Таблица данных из файла».
7. При настройке размерности входных данных укажите, что в них содержится 3 параметра.
8. Проведите обучение и тестирование полученной сети, аналогично примеру с ирисами. Сделайте выводы о точности обучения и влиянии количества слоёв и нейронов в слое на качество обучения.

Вопросы к защите:

1. Искусственный нейрон. Структура и свойства.
2. Свойства искусственных нейронных сетей (ИНС). Классификация искусственных нейронных сетей.
3. Многослойная (двухслойная) сеть прямого распространения. Принципы работы.
4. Обучение нейронных сетей. Алгоритм обратного распространения ошибки
5. Алгоритм обратного распространения ошибки. Геометрическая интерпретация.
6. Переобучение. Причины возникновения. Способы избегания переобучения.
7. Алгоритмы обучения без учителя. Особенности.
8. ИНС в задачах управления. Приведите пример.
9. ИНС в задачах диагностики. Приведите пример.
10. Опишите процесс работы и настройки нейрорегулятора.

**СПИСОК РЕКОМЕНДОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ**

**Основной**

1. Борисов В.В., Круглов В.В., Федулов А.С. Нечеткие модели и сети. – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия–Телеком, 2016. – 284 с.

**Дополнительный**

1. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая Линия–Телеком, 2013. –452 с.:ил.
2. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление: пер. с англ. – 2-е изд.–М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2017.–798 с.: ил.