

Слайд 1:

Добрый день, уважаемые члены комиссии. Меня зовут Гусев Никита Алексеевич. Тема моей выпускной квалификационной работы: Программная система диагностики состояния механизма по вибрационному сигналу. Моим научным руководителем является доцент и кандидат технических наук Гай Василий Евгеньевич.

Слайд 2:

Целью настоящей работы является разработка системы диагностики состояния механизма по виброакустическому сигналу. Для достижения поставленной цели были сформулированы следующие задачи, представленные на слайде

Слайд 3:

Актуальность данной работы обусловлена необходимостью своевременного обнаружения возможных неисправностей электромеханических механизмов с целью предотвращения нежелательных критических последствий. Кроме того, в связи с мировой тенденцией по автоматизации различных процессов с целью минимизации временных затрат, а также влияния субъективного фактора на процесс актуален также и переход от экспертного метода выявления дефектов механизмов к автоматическому обнаружению

Слайд 4:

Объектом исследования является модель классификации состояний на основе одномерной свёрточной нейронной сети. Предметом исследования – применимость данной модели для разработки системы диагностики состояния механизма по виброакустическому сигналу

Слайд 5:

Разрабатываемая система включает в себя 2 подсистемы:

- подсистему обучения нейронной сети, которая является закрытой для пользователя;
- подсистему оценки состояния механизма посредством обученной нейронной сети, которая оснащена пользовательским графическим интерфейсом для проведения диагностирования механизмов по виброакустическому сигналу

Слайд 6:

При выборе средств разработки решались вопросы выбора операционной системы, выбора языка программирования и как следствие среды разработки для выбранного языка.

В качестве языка программирования был выбран ПИТОН, так как змеюшки нынче в моде, а также данный язык является широко используемым языком в сфере машинного и глубокого обучения, основными его особенностями являются выпуск библиотеки TensorFlow, предназначенной для решений задач связанных с обучением и тренировкой нейронной сети, а также множество других библиотек, таких как Numpy, Keras и Scikit-learn. Например: Numpy – это библиотека, которая помогает решать работу с множеством сложнейших вычислений. Другая причина выбора ПИТОНА - синтаксис данного языка прост и может быть легко изучен, что делает алгоритмы легко реализуемыми.

Для языка ПИТОН были выбраны такие среды разработки как Spyder и Google Colaboratory.

Spyder был задействован для реализации подсистемы оценки состояния механизма, оснащённой графической оболочкой для работы пользователя

Google Colaboratory использовался для разработки подсистемы обучения нейронной сети и самого тестирования нейронной сети в ходе эксперимента

Слайд 7:

В отношении Google Colaboratory следует отметить, что данный редактор имеет минималистичный дизайн и хорошо структурированную панель инструментов, что делает рабочий процесс по разработке весьма продуктивным.

Google Colaboratory предоставляет различные интерактивные функции, направленные на изменение и визуализацию данных в режиме реального времени.

Среда интерпретируется на виртуальных машинах, которые используют ресурсы того компьютера, на котором виртуальные узлы были запущены. Такая особенность данной среды разработки дает возможность использовать наиболее производительные машины при проектировании, обучении и тренировки нейронных сетей.

Слайд 8:

В рамках обзора нейросетевых методов классификации были рассмотрены следующие типы нейронных сетей. На следующих слайдах представлены их структурные схемы

Сверточные нейронные сети позволяют работать с данными, поступающими в виде многомерных массивов. В случае сигналов, которые могут быть представлены в виде одномерного массива, входной сигнал свернут с определенными фильтрами, после чего такие фильтры объединяются для уменьшения их размерности. Это делается для того, чтобы получить локальную статистику входных данных, и при повторной итерации такие фильтры создают иерархию математических функций для обучаемой модели.

Рекуррентные нейронные сети поддерживают вектор состояния, который содержит информацию о последовательной истории всех прошлых элементов за счёт использования долгосрочной кратковременной памяти.

Авто-кодировщики – это особый тип неконтролируемых нейронных сетей, использующие методы сжатия входных данных путём кодирования и методы восстановления выходных данных путём декодирования с целью шумоподавления в случае работы с зашумлёнными данными

Слайд 9:

В рамках данной работы для реализации были выбраны свёрточные нейронные сети по следующим причинам:

- максимальная пригодность для решения задачи выявления признаков и классификации состояний
- возможность в перспективах внедрить предиктивный модуль, так как данный тип нейронной сети с высокой точностью выявляет периодические закономерности
- возможность работать с необработанными данными, обеспечивает высокую стабильность и точность

Последний аргумент особо важен, так как дополнительная обработка данных вносит дополнительные временные затраты

Слайд 10:

На данном слайде представлена схема работы нейронной сети.

С электромеханической системы в точках, в которых возможны дефекты, посредством датчиков снимаются показания вибраций, затем они записываются и по возможности нормируются – блок предварительной обработки. Далее записанный виброакустический сигнал поступает на обученную нейронную сеть. Обучающая выборка одновременно играет роль и учителя для сети, чтобы выстроились все параметры нейронов, и эталонной базы, использующейся для оценки состояния диагностируемого механизма.

Слайд 11:

На данном слайде представлена структурная модель разрабатываемой одномерной свёрточной нейронной сети с фрагментом кода, который является опорным прототипом сети.

Поясним названия в блоках модели:

- **weight** – веса синапсов
- **bias** – скалярное смещение нейронов
- **running_mean** – что-то усреднённое для тренировки сети
- **running_var** – что-то переменное для тренировки сети

Слайд 12:

Как говорилось ранее, разрабатываемая система включает в себя подсистему диагностики на базе обученной нейронной сети. На данном слайде представлен внешний вид данной подсистемы с её графическим интерфейсом, который позволяет кроме диагностирования ещё и просматривать внешний вид виброакустического сигнала во времени.

Слайд 13:

На данном слайде демонстрируется основной принцип работы системы. То есть мы загружаем в программу файлы, содержащие виброакустические сигналы и для каждого файла запускаем процедуру диагностики с использованием используемой модели нейронной сети. В правой колонке отображаются результаты диагностики. N – это нормальное состояние, а F – наличие дефекта.

Слайд 14:

Тестирование разработанной нейронной сети проходило с использованием данных из различных источников, найденных в сети Интернет, представляющие собой снятые с датчиков данные при частоте дискретизации 12 кГц и сохранённые в виде файлов Matlab. Таким образом, каждый файл Matlab содержит от ~ 120k до ~ 240k точек выборки.

Время обучения нейронной сети в среднем составило 2 секунды, так как для обучения использовали двухсекундный сегмент.

Суммарное время обработки данных для формирования модели свёрточной сети, которая впоследствии будет использоваться подсистемой оценки состояния механизма посредством обученной нейронной сети (вместе с предварительной обработкой сигналов, их нормировкой и т.д.) составило в среднем 3,32 секунды.

При тестировании оценивались точность работы и количество потерь при обучении и при непосредственной работе нейронной сети.

Точность работы нейронной сети определяется как отношение числа верно определённых состояний к мощности всей выборки, согласно верхней формуле.

Количество потерь определяется как средне-квадратичное отклонение выходного вектора нейронной сети от эталонного вектора, который соответствует состоянию, в пользу которого было принято решение

Слайд 15:

В рамках экспериментальной части было проведено 100 измерений. График потерь построен на основе первых 70 измерений для того, чтобы показать к какому уровню потерь сходится нейронная сеть.

Слайд 16:

Для графика точности использовались последние 30 измерений.

Как мы видим из полученных графиков, качественные показатели точности сходятся к отметке 0.95 (95%) в среднем при схождении уровня СКО к отметке 0.33, соответствующей примерно 5% потерь от выборки, что является достаточно высоким показателем.

Слайд 17:

Кроме того, отметим, что в рамках настоящей выпускной квалификационной работы был разработан контрольно-испытательный стенд, включающий в себя электродвигатель мощностью 2 л.с. и акселерометр, который представлен на данном слайде.

Слайд 18:

В заключение хотелось бы отметить, что в рамках настоящей выпускной квалификационной работы - Была спроектирована и реализована система для обнаружения дефекта механизма по виброакустическому сигналу, которая предоставляет высокоэффективную и многофункциональную разработку алгоритма для определения неисправностей различных механизмов.

- В ходе тестирования была доказана эффективная и функциональная работоспособность, возможность применения данной системы для сформулированной задачи.

- Также разработанная система имеет высокую практическую ценность, так как решает актуальную и общую задачу классификации виброакустических сигналов, будучи применимой с различным набором данных и легко интегрируемой для определения неисправностей у множества механизмов.

Слайд 19:

В перспективах планируется интегрировать разработанную систему в более узкую область анализа, сделав упор на детектировании дефектов подшипников качения с применением мультиклассификации, а именно обнаружения неисправностей внутри и снаружи детали.

Для этого планируется сделать подбор более эвристического подхода к построению нейронной сети, что в свою очередь вызовет необходимость изменения исходного кода

Слайд 20:

На данном слайде представлена моя публикация, посвящённая разработке представленной системы. Материалы докладывались на конференции ИСТ-2020.

Слайд 21:

На этом у меня всё. Спасибо за внимание!