Информация к каждому слайду

1 слайд) В последнее время получила бурное развитие область машинного обучения, в частности глубокого машинного обучения, в связи с доступностью больших данных. Глубокое обучение оказало большое влияние на такие области, как компьютерное зрение, автономное вождение, здравоохранение и другие.

Обычно подходы к глубокому обучению используют много данных и не учитывают, лежащие в основе изучаемой системы физические законы. Таким образом, их может быть невозможно использовать при недостатке данных.

Одними из таких моделей, позволяющих решить вышеупомянутую проблему при использовании глубокого обучения, являются физически-информированные нейросети, или сокращенно PINN (physics-informed neural networks). Данный метод использует информацию из уравнений равновесия (управляющих уравнений системы) вместе с граничными и начальными условиями для построения общей функции потерь, которую нейронная сеть пытается минимизировать. Эта предварительная информация, включенная в обучающий алгоритм, ограничивает пространство допустимых решений до приемлемого размера, то есть приводит к повышению информативности данных, которые видит алгоритм, и позволяет ему быстро ориентироваться в правильном решении.

В последних исследованиях о PINN решаются различного рода задачи такие как:

- Решение уравнений Навье-Стокса;
- Решение задач механики, как в упругой, так и в упруго пластической постановке;
- Моделирование поля разрушения в задачах механики разрушения и т.д.

К плюсам PINN по сравнению с численными методами можно отнести то, что они:

- Хорошо справляются с поиском решения даже при наличии шума;

- При корректной настройке хорошо сходятся даже на очень разреженном наборе данных, что является ключевым преимуществом на практике, так как установка густой сети датчиков очень дорога;
- Не требуют сложных алгоритмов при решении обратных задач механики.

Меньшее количество работ посвящено решению задач динамики твердого тела, где члены ускорения в уравнениях равновесия активны.

Целью данной работы и является исследование применимости нейросетевого подхода к решению задач динамики.

2 слайд) В общем случае в качестве управляющих уравнений в задачах динамики используются:

1. Уравнения равновесия с учётом инерционных сил
2. Закон Гука
3. Уравнения Коши

Применительно к плоской задаче эти уравнения приобретают следующий вид …

3 слайд) Общая форма управляющего уравнения, описывающего физический процесс, может быть представлена в следующем виде….где

- M – линейный оператор
- $N(\cdot)$ – нелинейный оператор
- u – искомая зависимость, или решение дифференциального уравнения.

Функции потерь для управляющих уравнений и невязка по данным определяются следующим образом.. Здесь

- $\boldsymbol{u}^e(\boldsymbol{x}_n^d, t_n^d)$ – данные для точного решения из обучающего набора;

- $(\boldsymbol{x}_n, t_n)$ – точки, в которых вычисляются соответствующие невязки.

В данной работе полная функция потерь будет представлена в таком виде..,

где λ_1 и λ_2 – весовые коэффициенты для функции потерь по данным и управляющим уравнениям соответственно.

На этом рисунке представлена архитектура нейронной сети для решения плоской задачи.

4 слайд) Вся нейронная сеть состоит из большого количества нейронов. На данном рисунке представлено схематическое изображение принципа работы одного нейрона…

Входные данные умножаются на коэффициенты, которые принято называть весами, далее их произведения суммируются и добавляется еще один коэффициент, который называется смещением, после чего итоговая сумма пропускается через функцию активации, результат действия которой и является выходом нейрона. Функция активации делает нейросеть нелинейной по отношению к входным данным.

На этом рисунке схематически представлена архитектура нейронной сети, которая представляет из себя набор слоев, с конкретным количеством нейронов на каждом слое. Количество нейронов на слое соответствует размеру вектора выходного сигнала этого слоя.

Ниже представлен пример работы двухслойной нейронной сети, где в качестве функции активации используется функция гиперболического тангенса

5 слайд) Одна из задач, представленная в данной работе – задача о колебаниях точечной массы под воздействием импульсной нагрузки.

Здесь представлены физические параметры задачи. Ниже – аналитическое решение данной задачи, с помощью которого будут вычисляться истинные значения перемещений в соответствующих точках.

Управляющим уравнением будет являться только уравнение равновесия.

Также на данном слайде представлены функция потерь для уравнения равновесия и невязка по данным.

Нейронная сеть будет состоять из четырёх скрытых слоев с 32-мя нейронами на каждом слое. Полное время симуляции составило – 20 секунд, шаг по времени – 0,1 секунды.

6 слайд) На данном графике представлено сравнение аналитического решения с предсказанными обученной нейросетью перемещениями. На данном графике видно, что нейросеть хорошо аппроксимирует перемещения на всем временном диапазоне, а не только в обучающих точках.

На этом рисунке представлено то, как меняется полная функция потерь в процессе обучения.

7 слайд) Второй рассмотренной задачей является плоская задача о колебаниях консольной балки с импульсной нагрузкой на свободном конце. Здесь представлены параметры задачи.

Также при решении данной задачи используется модифицированный вид полной функции потерь.

Изначально веса нейронной сети инициализируются случайным образом. Поэтому каждое из слагаемых в полной функции потерь нормируется по своему начальному значению. Также невязка по данным умножается на коэффициент 10 в 7 степени. Данный подход позволяет изначально направить оптимизацию весов нейронной сети в нужном направлении к истинным значениям данных. Это позволит избежать застревания в локальных минимумах или получения тривиального решения.

В качестве точного решения использовалось решение, полученное в ANSYS. Полное время симуляции составило 0,005 секунды, шаг по времени – 0,0005 секунды. Нейронная сеть состоит из пяти скрытых слоев со 128-ю нейронами на каждом слое.

Для вычисления функции потерь и обучения модели было использовано лишь 33 процента данных только на границах. Таким образом, можно считать, что разреженные данные моделирования МКЭ аналогичны, в какой-то степени, экспериментальным данным.

Ниже представлены первые пять изгибных собственных частот данной системы.

8 слайд) Функции потерь по данным и функции потерь по уравнениям принимают следующий вид…

9 слайд) На данном слайде представлены графики в момент времени 0,005 секунды для перемещений и напряжений, полученных с помощью МКЭ, PINN и их абсолютная разница.

Из этих рисунков отчетливо видно, что нейросеть достаточно точно аппроксимирует перемещения, однако напряжения хоть и имеют один и тот же порядок почти во всей координатной области, за исключением концентраторов у границы, но их аппроксимация плохая.

10 слайд) На данном слайде представлены графики зависимости перемещений и напряжений от времени в точке с координатами (120 мм, 5 мм).

Здесь также видно, что нейросеть хорошо справляется с аппроксимацией перемещений, однако плохо с аппроксимацией напряжений.

11 - 13 слайды) Пример второй плоской задачи. Нагрузка в виде синуса. Большее время симулирования, но задача с физической точки зрения проще.

Так как процесс не переходный, а установившийся. Данная задача представлена как дополнительный пример.

<u>14 слайд)</u> Заключение.