|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  высшего образования «Национальный исследовательский  Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского» НИИМ Нижегородского университета | | |
|  | | **УТВЕРЖДАЮ**  Профессор кафедры  ИАНИ ННГУ, д.т.н.  \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Н.В. Старостин  «\_\_\_\_»\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_2022 г. |
| Научно-технический отчет  **разработка программного средства**  **Моделирования потока жидкости с использованием ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ, основанного на физических моделях** | | |
|  |  | |
|  |  | |
|  |  | |

|  |
| --- |
| 2022 |

**СПИСОК ИСПОЛНИТЕЛЕЙ:**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Ответственный исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2022 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2022 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2022 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2022 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2022г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2022 г. |
|  |  |  |
| Нормоконтроль |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2022 г. |

Реферат

Рассматривается проблема разработки программного средства симулирования движения потока жидкости. Целью работы является создание ПО, которое позволит симулировать процесс потока жидкости из заданного начального положения и визуализировать результат.

В рамках данного проекта предполагались следующие работы:

1. Разработка алгоритма аппроксимирующего состояние потока жидкости в момент времени из неполных начальных данных, в рамках которой решались вопросы создания аппроксиматора, позволяющего получить недостающую информацию о состоянии потока.
2. Разработка алгоритма, позволяющего предсказать состояние потока жидкости через определенный момент времени, в рамках которой решались вопросы подбора правильной структуры нейронной сети и способов её обучения.

Оглавление

[Реферат 3](#_Toc106259093)

[1. Аппрокимация потока жидкости 5](#_Toc106259094)

[1.1 Постановка задачи 5](#_Toc106259095)

[1.2 Алгоритм аппрокисмации 5](#_Toc106259096)

[1.2.1 Дерево выбора 5](#_Toc106259097)

[1.2.2 Случайный лес 5](#_Toc106259098)

[1.2.3 Коррекция ошибки 5](#_Toc106259099)

[2. Прогнозирование состояния потока жидкости 6](#_Toc106259100)

[2.1 Постановка задачи 6](#_Toc106259101)

[2.2 Алгоритм прогнозирования 6](#_Toc106259102)

[2.2.1 Общий подход 6](#_Toc106259103)

[2.2.2 Подбор структуры нейронной сети 6](#_Toc106259104)

[2.2.3 Нейронная сеть вида U-net 8](#_Toc106259105)

[2.2.4 Выбор коэффициента разделения батча на тренировочное и валидационное множество 9](#_Toc106259106)

[3. Заключение 9](#_Toc106259107)

1. Аппрокимация потока жидкости

# Постановка задачи

При сборе информации о состоянии потока жидкости часто невозможно узнать точную информацию о нем во всех точках одновременно. Таким образом нужен алгоритм, позволяющий дополнить недостающую информацию на основе частичных данных.

# Алгоритм аппрокисмации

## Дерево выбора

Основой алгоритма аппроксимации будет является структура, под названием дерево выбора. Имея N координат точек, в которых известно значение целевой функции структура разделяет область определения функции на N подобластей, каждое из которых содержит только одну точку. Затем предполагаемое значение целевой функции в этих подобластях будет равняться значению известной точки, которая принадлежит этой подобласти. Существует несколько способов разделять область. В данной работе был взят способ, в котором область делится рекурсивно пополам по координате с наибольшим разбросом значений до тех пор, пока в результирующих подобластях не останется по одной точке.

## Случайный лес

Дерево выбора является слишком простой структурой, чтобы верно аппроксимировать значения функции в неизвестных точках. Таким образом вместо использования одного дерева используется множество деревьев, каждое из которых построено на разной выборке точек из тех, значение в которых является известным. Количество деревьев и процент выборки являются параметрами алгоритма. Итоговым значение в точке, которое случайный лес будет возвращать является среднее арифметическое значений, возвращаемых каждым деревом выбора из множества.

## Коррекция ошибки

Так как деревья выбора строятся лишь на некотором проценте точек с известным значением, то деревья не получают полную информацию о значении в неизвестных точках, а значит, что выдаваемое значение случайного леса в этих точках будет немного отличаться от действительного. Для того чтобы это исправить строиться одно дополнительное дерево выбора, которое сдвигает возвращаемые значения на необходимые интервалы в известных точках.

1. Прогнозирование состояния потока жидкости

# Постановка задачи

При наличии полной информации о состоянии потока жидкости в момент времени часто необходимо спрогнозировать состояния потока в следующий момент времени, при этом использование стандартных алгоритмов симулирования, основанных на дифференциальных уравнениях, является слишком ресурсозатратным. Таким образом необходимо разработать алгоритм, позволяющий быстро спрогнозировать будущее состояние потока.

# Алгоритм прогнозирования

## Общий подход

Для быстрых, но сложных вычислений хорошо подходят методы машинного обучения. Таким образом в качестве алгоритма прогнозирования было решено использовать обученную нейронную сеть.

## Подбор структуры нейронной сети

Для выбора наиболее подходящей структуры было проведено обучение нескольких нейронных сетей различных архитектур. Нейронная сетьеть должна получать информацию о состоянии потока в момент времени t и возвращать состояние потока в момент времени t+Δt. Описание и формат входных данных приведены в Пояснительной записке на тему составления базы тестовых начальных данных. Было протестировано несколько нейронных сетей различной архитектуры. Была посчитана средняя относительная ошибка по каждому из вычисляемых значений (концентрация, скорость, давление, общая). Результаты эксперимента представлены в таблие 1. Архитектура сетей представляет собой полносвязную нейронную сеть, описанную в формате (n1,n2,…,nk) в котором ni – количество нейронов на скрытом слое i

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Архитектура сети | Концентрация | Скорость | Давление | Общая |
| (100) | 8.34 % | 23.87 % | 30.43 % | 12.88 % |
| (100,100) | 7.57 % | 23.74 % | 38.77 % | 11.20 % |
| (100,100,100) | 5.13 % | 25.64 % | 19.56 % | 8.73 % |
| (100,100,100,100) | 10.41 % | 27.65 % | 44.55 % | 14.57 % |
| (50) | 10.32 % | 19.84 % | 45.44 % | 13.92 % |
| (50,50) | 9.34 % | 24.63 % | 52.26 % | 14.51 % |
| (75,50,75) | 10.48 % | 28.04 % | 37.24 % | 15.13 % |
| (150) | 5.85 % | 19.83 % | 27.41 % | 9.32 % |
| (150,150) | 6.72 % | 26.31% | 21.05 % | 10.47 % |
| (150,200,150) | 4.41 % | 27.23 % | 17.38 % | 8.11 % |
| (150,200,250,200,150) | 10.25 % | 22.39 % | 45.69 % | 13.06 % |

Таблица 1

Также в качестве одного из вариантов была использована архитектура типа автоэнкодер со свёрточными слоями. Средние относительные ошибки для данной сети:

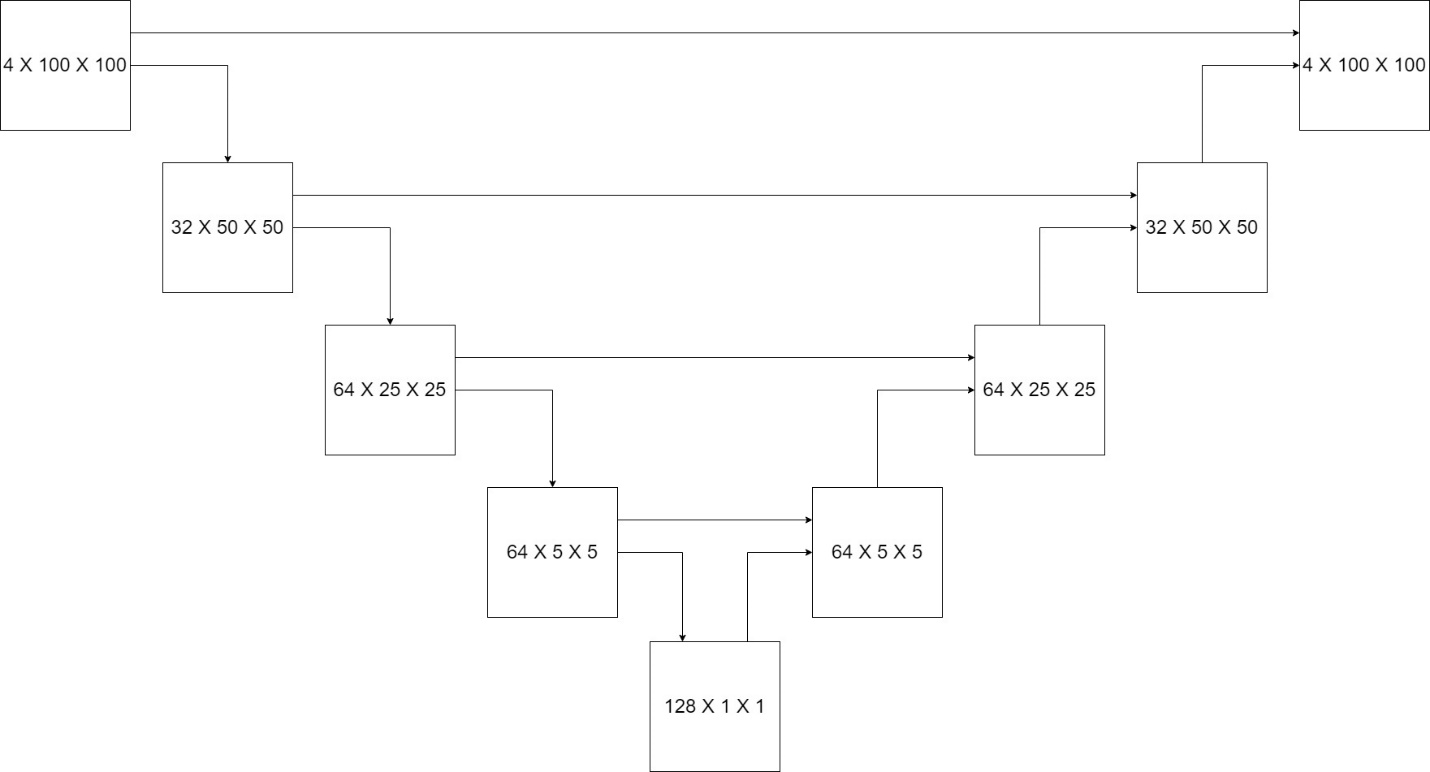
Концентрация – 24.87 %

Скорость – 68.78 %

Давление – 70.64 %

Общая – 34.21 %

## Нейронная сеть вида U-net



Для вычислений состояний потока в следующий момент времени использовалась нейронная сеть структуры U-net. Сужающийся путь — типичная архитектура сверточной нейронной сети с добавлением каналов признаков. На первых уровнях происходят две свертки 2x2, затем два уровня со сверткой 5x5. Каналы увеличиваются в последовательности 4, 32, 64, 64, 128. На всех слоях свертки используется активационная функция LeakyReLU. После свертки происходит обратный процесс - развертка. Структура уровней развертки соответствует структуре в свертке на том же уровне. В добавок каждый уровень развертки принимает на вход информацию о выходных значениях соответствующего уровня свертки. На всех слоях развертки используется функция ReLu.

Средние относительные ошибки после обучения для данной сети:

Концентрация – 1.68 %

Скорость – 10.72 %

Давление – 15.88 %

Общая – 3.57 %

Из результатов эксперимента был сделан вывод что для задачи прогнозирования состояния потока жидкости лучше всего подходит нейронная сеть вида U-net.

## Выбор коэффициента разделения батча на тренировочное и валидационное множество

При обучении нейронных сетей стандартно каждый батч данных делится на тренировочное и валидационное множество с пропорциями 0.8 к 0.2, но это не является обязательным условием.

Возможны варианты, когда при другом разделении полученная нейронная сеть будет иметь лучшие результаты. Для того, чтобы выбрать правильный процент соотношения тренировочной и валидационной выборки было сгенерировано и оценено несколько моделей. Результаты эксперимента представлены в таблице 2

Таблица 2

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 90/10 | 80/20 | 70/30 | 60/40 | 50/50 | 40/60 | 30/70 | 20/80 | 10/90 |
| Концентрация | 1.68% | 1.85% | 1.81% | 1.67% | 3.32% | 3.34% | 3.83% | 4.2% | 5.86% |
| Скорость | 10.72% | 9.81% | 10.64% | 11.43% | 11.89% | 12.71% | 13.05% | 13.67% | 15.05% |
| Давление | 15.88% | 18.76% | 17.11% | 17.25% | 18.21% | 18.96% | 19.02% | 19.64% | 21.73% |
| Общая | 3.57% | 3.91% | 3.83% | 4.06% | 5.98% | 6.01% | 6.42% | 6.69% | 9.32% |

Из таблицы видно, что при значении доли вариационных файлов 0.1 обученная модель показала наилучшие результаты.

1. Заключение

В заключении можно сказать, что по результатам данной работы были:

1. Разработан алгоритм, аппроксимирующий состояние потока жидкости в момент времени из неполных начальных данных, который заменяет неизвестные значения данными, полученными из аппрокисматора вида RDF.
2. Разработан алгоритм, позволяющий предсказать состояние потока жидкости через определенный момент времени. Для этого была построена и обучена нейронная сеть.