|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  высшего образования «Национальный исследовательский  Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского» НИИМ Нижегородского университета | | |
| УДК  № госрегистрации  Инв. № | | **УТВЕРЖДАЮ**  Профессор кафедры  ИАНИ ННГУ, д.т.н.  \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Н.В. Старостин  «\_\_\_\_»\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_2019 г. |
| Научно-технический отчет  **разработка программного средства**  **Моделирования потока жидкости с использованием ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ, основанного на физических моделях** | | |
|  |  | |
|  |  | |
|  |  | |

|  |
| --- |
| 2022 |

**СПИСОК ИСПОЛНИТЕЛЕЙ:**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Ответственный исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2019 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2019 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2019 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2019 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2019 г. |
| Исполнитель |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2019 г. |
|  |  |  |
| Нормоконтроль |  | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  «\_\_\_\_» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 2019 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

[1.1 Постановка задачи 4](#_Toc103634744)

[1.2 Алгоритм аппрокисмации 4](#_Toc103634745)

[1.2.1 Дерево выбора 4](#_Toc103634746)

[1.2.2 Случайный лес 4](#_Toc103634747)

[1.2.3 Коррекция ошибки 5](#_Toc103634748)

[1.3 Тестирование алгоритма аппроксимации 5](#_Toc103634749)

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

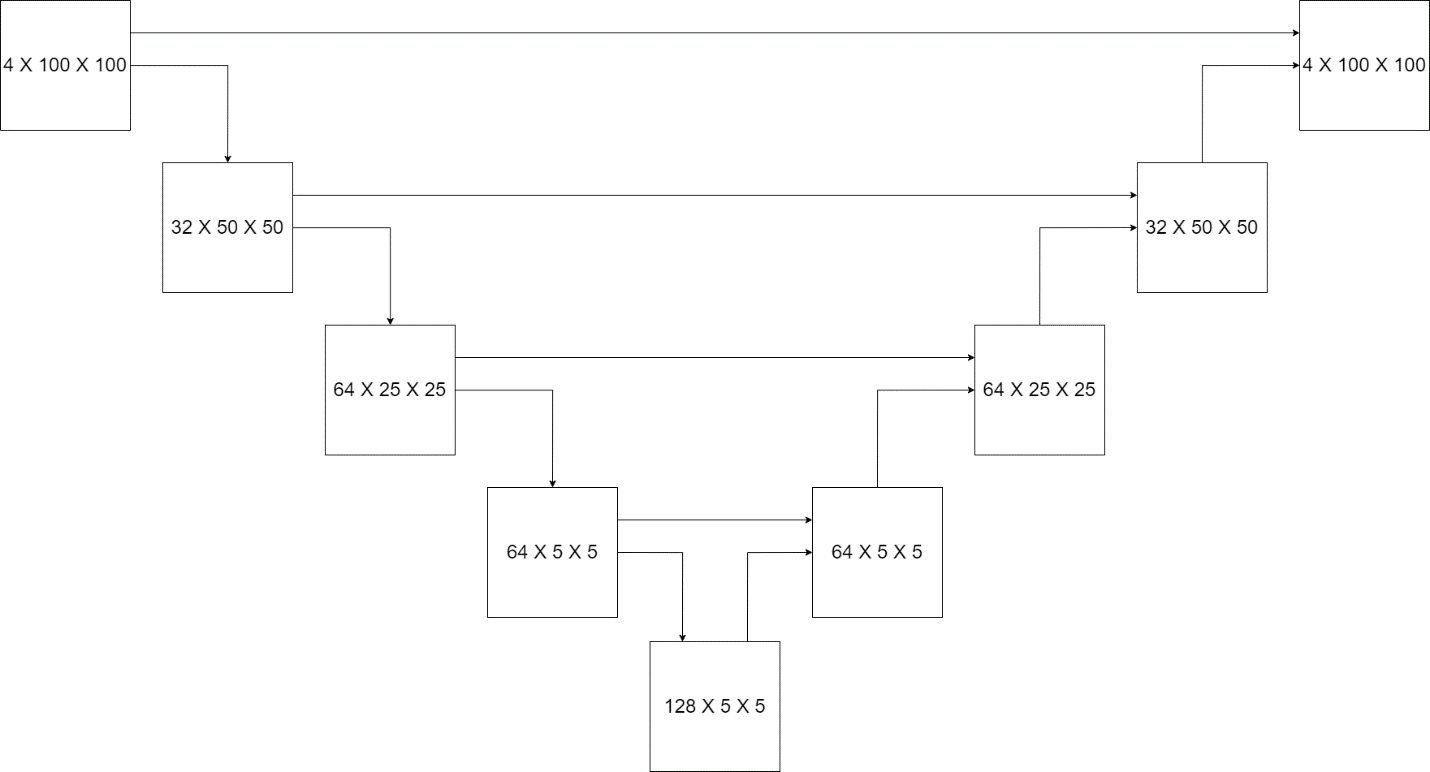
При наличии полной информации о состоянии потока жидкости в момент времени часто необходимо спрогнозировать состояния потока в следующий момент времени, при этом использование стандартных алгоритмов симулирования, основанных на дифференциальных уравнениях, является слишком ресурсозатратным. Таким образом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

## Структура нейронной сети



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 первом уровне происходит свертка 2x2, затем 2 уровня со сверткой 5x5, на последнем уровне происходит только увеличение количества каналов свойств. 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.

## Обучение нейронной сети

Для обучение нейронной сети было сгенерировано 400 состояний потока жидкости в качестве обучающей выборки. Нейросеть обучалась стандартным алгоритмом обучения библиотеки PyTorch c функцией потери вида L1.

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.