

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)
Кафедра МОЭВМ

ОТЧЕТ
по научно-исследовательской работе
Тема: Реализация и исследование алгоритма генерации траекторий в
динамической среде на основе OCTNet

Студент гр. 5303

Губа Д.А.

Преподаватель

Жангиров Т.Р.

Санкт-Петербург

2020

ЗАДАНИЕ
НА НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКУЮ РАБОТУ

Студент Губа Д.А.

Группа 5303

Тема работы Реализация и исследование алгоритма генерации траекторий в динамической среде на основе OCTNet

Исходные данные:

Реализовать алгоритм генерации траекторий в динамической среде, изучить характеристики алгоритма

Содержание пояснительной записки: «Содержание», «Постановка задачи», «Введение», «Обзор аналогов», «Характеристики алгоритма», «Описание реализации», «Заключение», «Список использованных источников»

Предполагаемый объем пояснительной записки:

Не менее 80 страниц.

Дата выдачи задания: 10.09.2020

Дата защиты НИР: 20.12.2020

Студент

Губа Д.А.

Преподаватель

Жангиров Т.Р.

Аннотация

Целью данной работы является разработка и изучение алгоритма генерации траекторий на основе алгоритма OCTNet. В рамках работы реализован алгоритм OCTNet, алгоритм, пригодный для работы в динамических средах, а также будет мобильное приложение для демонстрации возможностей алгоритма. Реализованные алгоритмы будут сравнены с конкурентными аналогами из области алгоритмов для генерации траекторий. Реализован алгоритм подготовки данных на вход для OCTNet сети. Данный алгоритм использует компьютерное зрение для автоматической разметки данных на неизвестных окружениях. Главным отличием разрабатываемого алгоритма является именно его способность работы в динамических окружениях. Данная особенность позволяет значительно повысить эффективность генерации траекторий по сравнению с алгоритмами, которые основываются только на физических данных. Динамическая версия алгоритма OCTNet позволяет также генерировать маршруты на участке пути, который в данный момент находится не в зоне видимости, что также повышает эффективность алгоритма. Развитие данного алгоритма может внести вклад в развитие технологии self-driving cars, поскольку данная отрасль напрямую зависит от эффективности генерации траекторий в динамических системах. В завершении работы будут приведены результаты численного сравнения показателей реализованного алгоритма и аналогов, а также будут представлены результаты тестирования в сложных траекториях.

Summary

The goal of this work is to develop and research the trajectory generation algorithm based on the OCTNet algorithm. As part of the work, the OCTNet algorithm will be implemented, also an algorithm for working in dynamic environments will be implemented, and a mobile application will be developed to demonstrate the capabilities of the algorithm. The implemented algorithms will be compared with competing counterparts from the field of algorithms for generating trajectories. An input data preparation algorithm has been implemented for the OCTNet network. This algorithm uses computer vision to automatically mark up data on unknown environments. The main difference of the developed algorithm is precisely its ability to work in dynamic environments. This feature allows you to significantly increase the efficiency of generating trajectories in comparison with algorithms that are based only on physical data. The dynamic version of the OCTNet algorithm also allows you to generate routes along a portion of the path that is currently not in range, which also increases the efficiency of the algorithm. The development of this algorithm can contribute to the development of self-driving cars technology, since this industry directly depends on the efficiency of generating trajectories in dynamic systems. At the end of the work, the results of a numerical comparison of the indicators of the implemented algorithm and analogues will be presented, as well as the results of testing in complex trajectories.

Календарный план работы на осенний семестр

Утверждаю

Зав. кафедрой МО ЭВМ

_____ Кринкин К.В.

«___» _____ 2020 г.

Студент Губа Д.А. Группа 5303

Тема работы: Реализация и исследование алгоритма генерации траекторий в динамической среде на основе OCTNet

№ п/п	Наименование работ	Срок выполнения
1	Реализация OCTNet в статической среде	10.01 – 31.01
2	Реализация OCTNet в динамической среде	01.02 – 28.02
3	Разработка демонстрационного приложения	01.03 – 31.03
4	Демонстрация текущих результатов работы	20.05 - 2s2.05

Руководитель _____ Жангиров Т.Р.

Основные термины и определения

Математическая модель – математическое представление реальности, один из вариантов модели как системы, исследование которой позволяет получать информацию о некоторой другой системе. [1]

Нейронная сеть – математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма. [1]

Свертка – операция в функциональном анализе, которая при применении к двум функциям, возвращает третью функцию, соответствующую взаимно корреляционной функции. [1]

Признак – индивидуальное измеримое свойство или характеристика наблюдаемого явления. [1]

Кластер – группа компьютеров, объединённых высокоскоростными каналами связи, представляющая с точки зрения пользователя единый аппаратный ресурс. [2]

Клиент – программа, которая взаимодействует с сервером, используя определённый протокол. Она может запрашивать с сервера какие-либо данные, манипулировать данными непосредственно на сервере, запускать на сервере новые процессы и т. п. Полученные от сервера данные клиентская программа может предоставлять пользователю или использовать как-либо иначе, в зависимости от назначения программы. [2]

содержание

Введение	7
1. Постановка задачи	7
1.1. Актуальность	7
1.2. Проблема	7
1.3. Цель.....	8
1.4. Задачи	8
1.5. Технологии	8
2. Результаты работы в весеннем семестре	9
2.1. Обзор аналогов	9
2.2. Реализация генерации входных данных	11
Заключение.....	12
Список использованных источников	13
Приложение А.....	14

Введение

Беспилотные автомобили, беспилотная строительная техника и роботы-помощники сегодня активно развиваются и находят свое применение как в жизни обычных людей, так и на разнородных промышленных и военных предприятиях.

1. Постановка задачи

Для постановки задачи, опишем актуальность работы и проблему, которую необходимо решить. Также в данном разделе будет выдвинута цель и сформулированы задачи для ее достижения.

1.1. Актуальность

Для успешной и качественной работы беспилотных машин им необходимо принимать решения со скоростью, превышающей скорость работы человеческого мозга. Исходя из этого, алгоритмы, используемые для управления этими устройствами, должны работать очень быстро. Одним из критических алгоритмов для подобных устройств является алгоритм генерации траекторий. Для устройств, движение которых будет происходить среди обычных людей, правильная траектория движения критически важна. Выбор управляющим устройством аварийной траектории может привести к аварийным последствиям.

1.2. Проблема

Для решения проблемы генерации траектории на текущий момент используются два семейства алгоритмов: алгоритмы на графах и алгоритмы искусственного интеллекта. Основным алгоритмом на графе для решения проблемы выступает алгоритм A^* (A star). Из наиболее популярных алгоритмов искусственного интеллекта можно привести в пример: GAN и CVAE [3]. Алгоритмы на графах не могут учитывать быстрое изменение окружающей обстановки и не имеют способности учитывать предыдущий опыт. В свою очередь приведенные в пример алгоритмы машинного обучения работают

достаточно эффективно, однако не имеют возможности получать информацию из динамической обстановки среды. По этой причине существующие решения в сфере искусственного интеллекта будут работать менее эффективно, по сравнению с разрабатываемым алгоритмом. Наличие данной проблемы диктует описанную далее цель.

1.3. Цель

Цель – реализовать программный модуль, который позволит генерировать возможные траектории маршрутов быстрее, чем существующие аналоги и будет эффективно работать в динамических системах. Сформулируем задачи для достижения цели.

1.4. Задачи

Для достижения заданной цели требуется решить следующие задачи:

- Провести анализ аналогов;
- Разработать алгоритм подготовки входных данных для сети;
- Разработать алгоритм сети для статической системы OCTNet [4];
- Разработать алгоритм сети для динамической системы;
- Математически обосновать эффективность алгоритма.

Рассмотрим технологии, которые будут использованы в работе над задачами.

1.5. Технологии

Разработка алгоритмов машинного обучения будет вестись на языке Python, т.к. данный язык лаконичен и активно используется программистами алгоритмов машинного обучения [5]. Для подготовки данных на вход алгоритму будет использован алгоритм машинного зрения. Для упрощения реализации сопутствующих алгоритмов будет использоваться TensorFlow Framework [6]. Основные исследуемые алгоритмы машинного обучения будут

разработаны вручную. Алгоритмы будут использовать в своей архитектуре традиционные сетевые архитектуры [7] и классификаторы [8].

2. Результаты работы в весеннем семестре

В рамках работы в весеннем семестре был проведен обзор и анализ существующих аналогов, а также реализован алгоритм для генерации входных данных для исследуемых алгоритмов.

2.1. Обзор аналогов

Проведем обзор аналогов для подтверждения актуальности работы.

2.1.1. Аналоги системы

Среди аналогов системы необходимо рассмотреть как метод поиска пути в графе, так и методы, использующие машинное обучение. Основными конкурентами алгоритма являются A*, KTM, GAN, CVAE. Опишем кратко каждый из них.

A* - алгоритм поиска кратчайшего пути в графе. Если представить все пространство как граф, каждый узел которого соединен со всеми своими смежными соседями, то можно использовать его для поиска маршрута в этом графе. Плюсом такого подхода является простота реализации, а минусами является время работы по сравнению с алгоритмами машинного обучения, необходимость модифицировать правила для каждой новой среды и низкое качество работы в динамических средах.

KTM - модель машинного обучения, реализованный в виде непрерывной функции. Умеет строить маршрут в конкретной среде, после того как обучится работать в подобных средах. Минусом является неспособность работать в неизвестных средах.

GAN - генеративная модель, которая может быть приспособлена к построению траекторий. Успешно показала себя в семействе генеративных задач. Минусом данной модели является необходимость приспособливать ее

для данной задачи и, как следствие, неспособность работать в неизвестных и динамических средах.

CVAE также является генеративной моделью, со всеми минусами и плюсами GAN. Было решено рассматривать данную модель как конкурента, поскольку GAN и CVAE обучены по-разному и могут дать различные результаты в поиске траекторий.

Выберем критерии сравнения аналогов.

2.1.2. Критерии сравнения

Для алгоритма поиска траекторий важны следующие свойства:

- Умение работать в неизвестных средах;
- Умение работать в неизвестных средах;
- Умение работать в динамических средах;
- Способность быстро генерировать траекторию в каждый момент времени;
- Умение работать в условиях ограниченных ресурсов.

Основываясь на данных критериях, перейдем к сравнению аналогов.

2.1.3. Сравнение аналогов

В таблице Табл. 1 представлено сравнение аналогов по указанным ранее критериям.

Таблица 1 - сравнение аналогов

Название	Работа в известных средах	Работа в неизвестных средах	Работа в динамических средах	Быстрая генерация траектории в каждый момент времени	Способность работать в условиях ограниченных ресурсов
A*	+	-	-	-	-
KTM	+	-	+	+	+

Таблица 1 - сравнение аналогов (продолжение)

Название	Работа в известных средах	Работа в неизвестных средах	Работа в динамических средах	Быстрая генерация траектории в каждый момент времени	Способность работать в условиях ограниченных ресурсов
GAN	+	-	-	+	+
CVAE	+	-	-	+	+
OCTNet	+	+	+	+	+

Из данных в Табл. 1 видно, что существующие решения не решают описанную в разделе 1.2. проблему или решают ее не в полной мере. Исходя из этого, можно подтвердить актуальность данной работы.

2.2. Реализация генерации входных данных

Изначально планировалось самостоятельно генерировать входные данные для обучения и тестирования модели, однако после исследования предметной области был обнаружен набор для обучения Осс-Трај 120 [9]. В данном наборе содержатся квадратные изображения комнат с коридорами между ними. Данные представлены в бинарном виде. Также данные содержат информацию о траекториях между двумя комнатами. Набор состоит из пар файлов с расширением .txt. Пара состоит из файла карты и файла траекторий. Данные о карте в наборе Осс-Трај 120 имеют следующий вид:

[[1 1 1 1 0 0 0 1 1 1]

[1 1 1 1 0 0 0 1 1 1]

.....

[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1]

[1 1 1 1 1 1 1 1 1 1]]

Где 0- означает место, по которому можно пройти

- место по которому нельзя пройти.

Данные траекторий имеют структуру, в которой сначала идет id траектории, за которым следует список пар координат.

В рамках работы в весеннем семестре был загружен модуль с набором данных и изучена их структура. Был разработан модуль системы, который отвечает за парсинг данных и их разбиение на обучающую и тестовые выборки. Фрагменты кода работы с данным набором доступны по ссылке на github, которая расположена в Приложении А к данной работе.

Заключение

Был произведен анализ литературы для формализации целей и задач научно-исследовательской работы. Была определена информационная база, при помощи которой можно приступать к реализации необходимых алгоритмов машинного обучения и построению сетей глубокого обучения. Был проведен обзор аналогов, который подтвердил актуальность работы. Также, был реализован алгоритм генерации входных данных для системы.

Список использованных источников

1. Николенко С, Кадури́н А, Архангельская Е Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. СПб.: Питер, 2018;
2. Марсикано К., Стюарт К., Филлипс Б. Android. Программирование для профессионалов. Питер, 2017;
3. Jianmin B, Dong C, Fang W, Houqiang L , Gang H CVAE-GAN: Fine-Grained Image Generation through Asymmetric Training // arXiv. 2018;
4. Weiming Z, Tin L, Lionel O, Gilad F, Fabio R OCTNet: Trajectory Generation in New Environments from Past Experiences // arXiv. 2019;
5. Фрвансуа Ш Глубокое обучение на Python. СПб.: Питер, 2018;
6. Нишант Ш Машинное обучение и TensorFlow. СПб.: Питер, 2018;
7. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Глубокое обучение. СПб.: ДМК Пресс, 2018;
8. Nicolas V, Oleksandr Z, Theodoros T, Priya G, Zachary D, William S, Sven V, Andrew A, Albert C, Tensor Comprehensions: Framework-Agnostic High-Performance Machine Learning Abstractions // arXiv. 2018;
9. T. Lai, W. Zhi, and F. Ramos, “Occ-traj120: Occupancy maps with associated trajectories,” CoRR, 2019.

Приложение А

Ссылка на код генерации входных данных: <https://github.com/Criptonite/OCTNet>