Приветствие + PlaneTracking 1мин 20с

Слайд_0

Здравствуйте, уважаемая комиссия.

Вашему вниманию представлена работа на тему «Технологии VR/AR для 3D-реконструкции помещений: алгоритмы сканирования, обработки изображений, восстановления поверхностей на основе фотографических данных»

Слайд_1

В данной работе будут рассмотрены и применены некоторые методы для сканирования объектов с фотографий, методы из компьютерного зрения с целью реконструкции помещений на основе фотографических данных для последующего использования, например, в VR-средах.

Для достижения поставленной цели были реализованы программные решения для изученных тем, представленных на слайде, а также соответствующая для этого литература.

Слайд 2

PlaneTracking - это технология AR, которая позволяет отслеживать и визуализировать виртуальные объекты на плоских поверхностях. Для распознавания и отслеживания в режиме реально времени она использует камеру устройства

В рамках поставленной задачи требуется научиться определять тип поверхности: горизонтальные и вертикальные. Для этого разработана система, в которой при нажатии на горизонтальную плоскость появляется куб, а при нажатии на вертикальную плоскость – сфера.

Основная идея заключается в следующем:

- Из точки касания на экране испускается луч Raycast
- Определяется пересечённая плоскость и вычисляется её нормаль.
- Тип поверхности определяется в зависимости от ориентации нормали

Слайд_3

На слайде представлены результаты работы программы, и она работает корректно, правильно распознает тип плоскости, используя технологии дополненной реальности.

Метод плотного потока (сканирование) <u>1мин 35</u>с

Слайд_4

Метод плотного потока — это алгоритм, который вычисляет поле векторов движения для каждого пикселя в последовательности изображений и предоставляет информацию о движении. Поэтому, имея две фотографии с некоторым шагом, мы можем использовать этот метод для реконструкции комнаты, сегментировав движущиеся объекты от статического фона.

Оптический поток между двумя последовательными кадрами рассчитывается с использованием алгоритма Фаренбака и на выходе мы имеем векторный поток, который представлен в виде горизонтальной и вертикальной компоненты скорости. Далее применяется метод для выделения границ объектов на изображении. И для пикселей на границе вычисляются их координаты в пространстве.

Слайд 5

Координаты в пространстве вычисляются методом триангуляции на основе положения камеры на первом кадре, камеры на 2ом кадре и самой точки, для которой вычисляется ее положение. Формулы приведены на слайде.

Слайд_6

Для решения задачи предложен метод на основе стереоректификации и алгоритме StereoBM:

- 1. Стереоректификация применяется для выравнивания пары изображений, чтобы облегчить процесс сопоставления пикселей на обоих изображениях
- 2. Далее к обработанным стереоизображениям применяется метод StereoBM.

StereoBM сравнивает яркость и цвет пикселей, разбивая изображения на небольшие блоки одинакового размера и находя соответствия между ними.

После нахождения соответствующего блока, алгоритм вычисляет сдвиг между соответствующими пикселями.

- 3. На выходе алгоритм StereoBM возвращает карту смещения или карту глубины для пары стереоизображений.
- *** Карта глубины это изображение, в котором каждому пикселю соответствует глубина или расстояние до объекта. Более темные пиксели соответствуют объектам, находящимся ближе.

Слайд_7

На слайде представлены результаты применения метода плотного потока к двум последовательным кадрам угла комнаты. В дальнейшем и будем применять метод "плотного потока", т.к. метод, основанный на стереоректификации и StereoBM, показал искаженные изображения в неправильной перспективе, что ухудшило результаты.

Слайд_8

На данном слайде представлен результат применения метода плотного потока к двум последовательным кадрам уже реального изображения.

DBSCAN + Классификация 3мин 40с

Слайд_9

Для дальнейшей реконструкции помещения с имеющихся фотографий – необходимо определить распознанные объекты, а именно провести кластеризацию и классификацию.

Для кластеризации облака точек будем использовать алгоритм DBSCAN, а классификацию проведем на анализе пространственных характеристик.

Для начала разберем алгоритм кластеризации. На вход алгоритм принимает облако точек, полученные после применения метода плотного потока. А также параметр эпсилон – радиус эпсилон окрестности, число m — минимальное количество точек в кластере и симметричную функция расстояния.

Алгоритм находит плотные скопления точек (кластеры), где плотность точек внутри значительно выше, и все они относятся к какому-то классу объектов.

Более того, в областях с шумом плотность точек ниже плотности любого из кластеров. Таким образом, алгоритм также выделяет кластеры с точками, которые являются шумом, полученным в рез-те сканирования

Слайд_10

На слайде представлен результат применения алгоритма DBSCAN в 2D. И на следующем слайде представлен результат применения алгоритма DBSCAN для трехмерного пространства.

Слайд_11

В качестве примера – на слайде представлен кластер куба и сферы. Как видно, алгоритм отработал корректно. Всего для данного примера 4 кластера: куб, сфера, пол и стена + потолок.

Слайд 12

Выполнив кластеризацию, разбив облако точек на подобласти, мы упростили процесс классификации распознанных объектов.

В рамках задачи предполагается, что известен набор объектов, которые могут находиться в помещении. Это позволяет проводить классификацию распознанных объектов на основе анализа их геометрических характеристик. Поэтому и воспользуемся таким методом:

- 1. Центр многоугольника вычисляется как среднее арифметическое координат всех точек кластера.
- 2. Далее мы вычисляем расстояния от каждой точки до центра
- 3. И строим график индекса точки из облака в зависимости от расстояния до центра
- 4. Для анализа формы многоугольника мы перешли к полярной системе координат, где для каждой точки кластера вычислили угол α_i между осью ОХ и вектором к точке p_i относительно центра $(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}})$.
- 5. На графике зависимости d_i от α_i вершины многоугольника проявляются локальные максимумы, что позволяет точно определить их количество и расположение
- 6. Для автоматического детектирования экстремумов применяется свертка, и теперь локальные экстремумы располагаются строго в верхней полуплоскости графика

Слайд_13

Далее представлены результаты применения описанного метода на идеальных примерах, когда облако точек описывает фигуру простых объектов: четырехугольник, пятиугольник и окружность.

Можем наблюдать на графиках соответствие по точкам: на каждом графике по 4 угловых точки и 8 точек, находящихся на сторонах фигуры. А на 2ом и 3ем графике 4 локальных экстремума, что соответствует угловым точкам четырехугольника.

Слайд_14

Далее пример пятиугольника, и все аналогично корректно работает. На последнем графике наблюдаем 5 лок экстремумов

Слайд 15

Для классификации окружности мы можем использовать 1ый и 2ой график, где видим, что расстояние везде постоянное.

Третий график показывает два локальных экстремума. Согласно методу, если их количество равно 1, 2 или превышает заданное k, фигура считается окружностью, а не k-угольником.

Слайд_16

Теперь рассмотрим пример для классификации, полученный после сканирования помещения в примере, рассмотренном раннее. Необходимо было определить, что определенный кластер – это кластер куба или сферы.

Для куба получены такие результаты: по графикам сложно точно определить количество углов или другие характеристики, позволяющие однозначно идентифицировать фигуру.

Слайд_17

Поэтому были применены методы для очистки облака точек. Для очистки облака точек использовались следующие методы:

- 1. Удаление соседних точек, находящихся на расстоянии меньше заданного є.
- 2. Фильтрация точек по отклонению от центра: удалены точки, расстояние которых до центра выходит за допустимый предел

И результаты получились значительно лучше. На графике 2-3 выделены точки, которые соответствуют угловым точкам, и они являются локальными экстремумами.

Слайд_18

Для сферы также применили очистку и по третьем графику можем определить, что это окружность, т.к. всего 2 экстремума

Практическое применение 1 мин 35с

Слайд_19

Следующий шаг выполненной работы — практическое применение: создание 3D-модели, сохранённой в файл, которую можно загрузить в любой 3D-движок. При этом на входе у нас лишь одно изображение.

Формирование 3D-модели выполняется с помощью алгоритма реконструкции поверхности – с помощью алгоритма Пуассона. Основные входные данные метода - облако точек и нормали к полигонам, из которых состоит 3D-модель

- 1. 3D-облако точек мы получим на основе карты глубины, используя предобученную модель GLPN. Хотя для этого при наличии двух последовательных кадров можно было бы использовать оптический поток
- 2. Далее по приведенным формулам мы вычисляем координаты точек из облака, основываясь на карте глубины.
- 3. Нормали к полигонам mesh-сетки вычисляются на основе k ближайших точек, используя метод главных компонент. Для каждой точки мы получаем на выходе нормаль

Слайд_20

Алгоритм Пуассона на вход принимает облако точек и вычисленные нормали.

- 1. Введем индикаторную функцию для каждой точки, которая возвращает 1, если точка находится внутри модели и 0, иначе.
 - Эта функция изначально неизвестна, но с помощью этого метода мы ее можем найти, тем самым реконструировав поверхность
- 2. Индикаторная функция находится из уравнения Пуассона: оператор Лапласа, примененный к индикаторной функции равен дивергенции поле нормалей.
- 3. Само уравнение Пуассона следует из приведенной Леммы на слайде, доказательство которой описано в одной из работы из списка литературы.

Слайд 21

На данном слайде представлен результат применения метода реконструкции поверхности для спальни: облако точек, облако точек на контуре, и сама 3Д модель

Слайд_22

На данном слайде результат применения метода для фотографии кухни. Как видно, метод отработал корректно, в результате чего мы получили отсканированную 3Д модель помещения.

Слайд_23

конец