



4. ИНСТРУМЕНТИ ЗА РАБОТА С КОМПЮТЪРНО ЗРЕНИЕ В МАТLAB

Сотритет Vision ToolboxTM предоставя алгоритми, функции и приложения за проектиране и тестване на компютърно зрение, 3D зрение и системи за обработка на видео. С него може да извършват откриване и проследяване на обекти, както и откриване, извличане и съпоставяне на функции. Може да се автоматизират работните потоци за калибриране за единични, стерео и други камери. За 3D визия наборът инструменти поддържа визуален и облак от точки SLAM, стерео визия, структура от движение и обработка на точки в облак. Приложенията за компютърно зрение автоматизират работните потоци за етикетиране на основно значение и калибриране на камери.

С инструмента може да обучават персонализирани детектори на обекти, като се използват алгоритми за дълбоко обучение и машинно обучение като YOLO v2, SSD и ACF. За семантично сегментиране и сегментиране на екземпляри можете да се използват алгоритми за дълбоко обучение като U-Net и Mask R-CNN. Наборът инструменти предоставя алгоритми за откриване на обекти и сегментиране за анализиране на изображения, които са твърде големи, за да се поберат в паметта. Предварително обучените модели позволяват да се разпознават лица, пешеходци и други обичайни обекти.

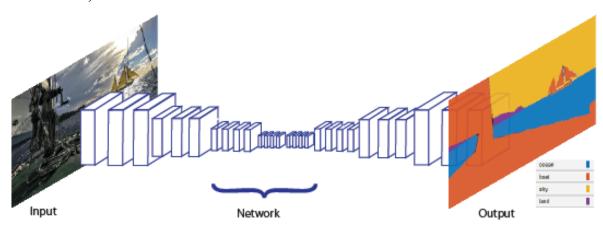
Може да се ускоряват потребителски алгоритми, като се стартират на многоядрени процесори и графични процесори. Алгоритмите на Toolbox поддържат генериране на C/C++ код за интегриране със съществуващ код, прототипиране на настолен компютър и внедряване на вградена визуална система.

Семантична сегментация с помощта на дълбоко обучение





Сегментирането е от съществено значение за задачите за анализ на изображения. Семантичното сегментиране описва процеса на свързване на всеки пиксел от изображение с етикет на клас (като цвете, човек, път, небе, океан или кола).



Приложенията за семантично сегментиране включват:

Автономно шофиране

Промишлена инспекция

Класификация на терена, видим в сателитни изображения

Медицински образен анализ

Данни за обучение на етикети за семантично сегментиране

Големите набори от данни позволяват по-бързо и по-точно картографиране към определен вход (или входен аспект). Използването на увеличаване на данни осигурява средство за използване на ограничени набори от данни за обучение. Малки промени, като превод, изрязване или





трансформиране на изображение, осигуряват нови различни и уникални изображения. Вижте увеличени изображения за работни потоци на задълбочено обучение (кутия с инструменти за задълбочено обучение)

Може да се използват приложенията Image Labeler, Video Labeler или Ground Truth Labeler (Automated Driving Toolbox) (достъпни в Automated Driving Toolbox TM) за интерактивно етикетиране на пиксели и експортиране на данни за етикети за обучение. Приложението може също да се използва за етикетиране на правоъгълни области на интерес (ROI) и етикети на сцени за класифициране на изображения.

Обучете и тествайте мрежа за семантично сегментиране

Стъпките за обучение на мрежа за семантично сегментиране са следните:

- 1. Анализирайте данните за обучение за семантично сегментиране
- 2. Създайте мрежа за семантично сегментиране
- 3. Обучете мрежа за семантично сегментиране
- 4. Оценете и проверете резултатите от семантичното сегментиране







Мрежа за семантично сегментиране класифицира всеки пиксел в изображение, което води до изображение, което е сегментирано по клас. Приложенията за семантично сегментиране включват сегментиране на пътя за автономно шофиране и сегментиране на ракови клетки за медицинска диагностика

Този пример първо ви показва как да сегментирате изображение с помощта на предварително обучена мрежа Deeplab v3+ [1], която е един тип конволюционна невронна мрежа (CNN), предназначена за семантично сегментиране на изображение. Други типове мрежи за семантично сегментиране включват напълно конволюционни мрежи (FCN), SegNet и U-





Net. След това можете по избор да изтеглите набор от данни, за да обучите мрежа Deeplab v3, като използвате трансферно обучение. Показаната тук процедура за обучение може да се приложи към други типове мрежи за семантично сегментиране.

За да илюстрира процедурата за обучение, този пример използва набора от данни CamVid [2] от университета в Кеймбридж. Този набор от данни е колекция от изображения, съдържащи изгледи на ниво улица, получени по време на шофиране. Наборът от данни предоставя етикети на ниво пиксел за 32 семантични класа, включително автомобил, пешеходец и път.

Въпреки че мрежата е предварително обучена на изображения на шофиране в града, тя дава разумен резултат на сцена на шофиране по магистрала. За да се подобрят резултатите от сегментирането, мрежата трябва да бъде преквалифицирана с допълнителни изображения, които съдържат сцени на шофиране по магистрала. Останалата част от този пример ви показва как да обучите мрежа за семантично сегментиране, като използвате трансферно обучение.

Монокулярна визуална едновременна локализация и картографиране

Визуална едновременна локализация и картографиране (vSLAM) се отнася до процеса на изчисляване на позицията и ориентацията на камера по отношение на заобикалящата я среда, като едновременно с това се картографира околната среда. Процесът използва само визуални входове от камерата. Приложенията за vSLAM включват добавена реалност, роботика и автономно шофиране.

----- www.eufunds.bg -----





Този пример показва как да обработвате данни за изображения от монокулярна камера, за да изградите карта на вътрешна среда и да оцените траекторията на камерата. Примерът използва ORB-SLAM [1], който е базиран на функции vSLAM алгоритъм.

Ключови кадри: Поднабор от видео кадри, които съдържат сигнали за локализиране и проследяване. Два последователни ключови кадъра обикновено включват достатъчна визуална промяна.

Точки на картата: Списък от 3-D точки, които представляват картата на околната среда, реконструирана от ключовите кадри.

Графика на видимост: Графика, състояща се от ключов кадър като възли. Два ключови кадъра са свързани с ръб, ако имат общи точки на картата. Теглото на ръба е броят на споделените точки на картата.

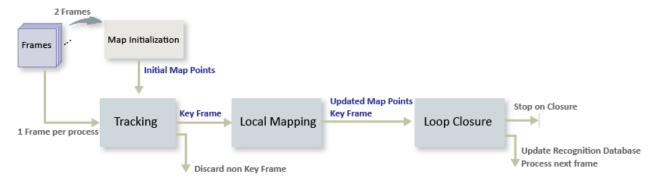
Основна графика: Подграф на графика на видимост, съдържащ само ръбове с голямо тегло, т.е. повече споделени точки от картата.

База данни за разпознаване на места: База данни, използвана за разпознаване дали дадено място е било посещавано в миналото. Базата данни съхранява визуалното картографиране дума-към-изображение въз основа на входния пакет от функции. Използва се за търсене на изображение, което е визуално подобно на изображение от заявка.

Преглед на ORB-SLAM







Конвейерът ORB-SLAM включва:

Инициализация на картата: ORB-SLAM започва с инициализиране на картата на 3-D точки от два видео кадъра. 3-D точките и относителната поза на камерата се изчисляват с помощта на триангулация въз основа на съответствия на 2-D ORB функции.

Проследяване: След като картата бъде инициализирана, за всеки нов кадър позата на камерата се оценява чрез съпоставяне на функции в текущия кадър с характеристики в последния ключов кадър. Приблизителната поза на камерата се прецизира чрез проследяване на местната карта.

Локално картографиране: Текущият кадър се използва за създаване на нови точки от 3-D карта, ако е идентифициран като ключов кадър. На този етап се използва корекция на пакета, за да се сведат до минимум грешките при повторна проекция чрез коригиране на позата на камерата и 3-D точките.

Затваряне на цикъла: Циклите се откриват за всеки ключов кадър чрез сравняването му с всички предишни ключови кадри, използвайки подхода на пакета с функции. След като бъде открито затваряне на цикъла, графиката на позите се оптимизира, за да прецизира позите на камерата на всички ключови кадри.





Инициализация на картата

Конвейерът ORB-SLAM започва с инициализиране на картата, която съдържа 3-D световни точки. Тази стъпка е от решаващо значение и има значително влияние върху точността на крайния резултат от SLAM. Първоначалните съответствия на ORB характеристики се намират с помощта на matchFeatures между двойка изображения. След намирането на съответствията се използват два модела на геометрична трансформация, за да се установи инициализация на картата:

Хомография: Ако сцената е планарна, хомографската проективна трансформация е по-добър избор за описание на съответствията на характерни точки.

Фундаментална матрица: Ако сцената не е равнинна, вместо това трябва да се използва фундаментална матрица.

Проследяване

Процесът на проследяване се извършва с помощта на всеки кадър и определя кога да се вмъкне нов ключов кадър. За да опростим този пример, ние ще прекратим процеса на проследяване, след като бъде намерено затваряне на цикъла.

Локално картографиране

Локално картографиране се извършва за всеки ключов кадър. Когато бъде определен нов ключов кадър, добавете го към ключовите кадри и актуализирайте атрибутите на точките на картата, наблюдавани от новия

------ www.eufunds.bg ------





ключов кадър. За да се гарантира, че mapPointSet съдържа възможно най-малко извънредни стойности, валидна точка на картата трябва да се наблюдава в поне 3 ключови кадъра.

Новите точки на картата се създават чрез триангулиране на ORB точки в текущия ключов кадър и неговия

За всяка несъвпадаща характерна точка в текущия ключов кадър, потърсете съвпадение с други несъвпадащи точки в свързаните ключови кадри Корекцията на локалния пакет прецизира позата на текущия ключов кадър, позите на свързаните ключови кадри и всички точки на картата, наблюдавани в тези ключови кадри.

Затваряне на цикъл

Стъпката за откриване на затваряне на цикъла взема текущия ключов кадър, обработен от процеса на локално картографиране, и се опитва да открие и затвори цикъла. Кандидатите за цикъл се идентифицират чрез запитване към изображения в базата данни, които са визуално подобни на текущия ключов кадър

Кандидат ключов кадър е валиден, ако не е свързан с последния ключов кадър и три от неговите съседни ключови кадъра са кандидати за цикъл. Накрая се извършва оптимизация на графиката на поза за сходство върху основната графика, за да се коригира отклонението на позите на камерата. Основната графика се създава вътрешно чрез премахване на връзки с по-малко от minNumMatches съвпадения в графиката на соvisibility. След оптимизиране на графиката на позите за сходство, актуализирайте 3-D местоположенията на точките на картата, като използвате оптимизираните пози и свързаните мащаби. Можете да сравните оптимизираната траектория на камерата с истината на земята, за да оцените точността на ORB-SLAM. Данните са





запазени в под формата на MAT-файл. Можете също да изчислите средната квадратична грешка (RMSE) на оценките на траекторията.

Структура от движение от два изгледа

Структура от движение (SfM) е процесът на оценяване на 3-D структурата на сцена от набор от 2-D изображения. Този пример ви показва как да оцените позите на калибрирана камера от две изображения, да реконструирате 3-D структурата на сцената до неизвестен мащабен фактор и след това да възстановите действителния мащабен фактор чрез откриване на обект с известен размер.

Преглед

Този пример показва как да реконструирате 3-D сцена от двойка 2-D изображения, направени с камера, калибрирана

Алгоритъмът се състои от следните стъпки: Сравнете рядък набор от точки между двете изображения. Има множество начини за намиране на точкови съответствия между две изображения. Този пример открива ъгли в първото изображение и ги проследява във второто изображение. Оценява основната матрица. Изчислява движението на камерата. Сравнява плътен набор от точки между двете изображения. Открийте отново точката. След това проследете плътните точки във второто изображение. Определете 3-D местоположенията на съответстващите точки. Открийте обект с известен размер. В тази сцена има глобус, чийто радиус е известен като 10 см. Намерете глобуса в облака от точки. Възстановете действителния мащаб, което води до метрична реконструкция.

Премахнете изкривяването на обектива





Изкривяването на лещата може да повлияе на точността на крайната реконструкция. Можете да премахнете изкривяването от всяко от изображенията

Този процес изправя линиите, които са огънати от радиалното изкривяване на лещата.

Намерете точкови съответствия между изображенията

Регистрация и свързване на 3-D Point Cloud

Този пример показва как да комбинирате множество облаци от точки, за да реконструирате 3-D сцена, като използвате алгоритъма за итеративна найблизка точка (ICP).

Преглед

Този пример обединява колекция от облаци от точки, които са заснети с Kinect, за да се изгради по-голям 3-D изглед на сцената. Примерът прилага ICP към два последователни облака от точки. Този тип реконструкция може да се използва за разработване на 3-D модели на обекти или за изграждане на 3-D карти на света за едновременно локализиране и картографиране (SLAM).

Регистрирайте двуточкови облаци

Качеството на регистрация зависи от шума в данните и първоначалните настройки на ICP алгоритъма. Можете да приложите стъпки за предварителна обработка, за да филтрирате шума или да зададете начални стойности на свойства, подходящи за вашите данни. Тук обработете предварително данните чрез намаляване на дискретизацията с решетъчен филтър в кутия и задайте размера на мрежовия филтър да бъде 10 см. Мрежовият филтър разделя пространството на облака от точки на кубчета. Точките във всеки куб се комбинират в една изходна точка чрез осредняване на техните X,Y,Z координати.





За да подравним двата облака от точки, използваме ICP алгоритъма, за да оценим 3-D твърдата трансформация на данните с намалена дискретизация. Използваме първия облак от точки като еталон и след това прилагаме прогнозната трансформация към оригиналния втори облак от точки. Трябва да обединим облака от точки на сцената с подравнения облак от точки, за да обработим припокритите точки.

Започнете, като намерите твърдата трансформация за подравняване на втория облак от точки с първия облак от точки. Използвайте го, за да трансформирате втория облак от точки към референтната координатна система, дефинирана от първия облак от точки.

Вече можем да създадем световната сцена с регистрираните данни. Припокритият регион се филтрира. Увеличете размера на сливането, за да намалите изискването за съхранение на получения облак от точки на сцената, и намалете размера на сливането, за да увеличите разделителната способност на сцената.

Зашийте последователност от облаци точки

За да съставите по-голяма 3-D сцена, повторете същата процедура като погоре, за да обработите поредица от облаци от точки. Използвайте първия облак от точки, за да установите референтната координатна система. Трансформирайте всеки облак от точки в референтната координатна система. Тази трансформация е умножение на двойни трансформации

Първи стъпки с откриването на обекти чрез задълбочено обучение

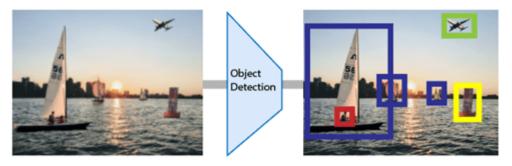
Откриването на обект с помощта на задълбочено обучение предоставя бързи и точни средства за предсказване на местоположението на обект в

------ www.eufunds.bg -----





изображение. Дълбокото обучение е мощна техника за машинно обучение, при която детекторът на обекти автоматично научава характеристиките на изображението, необходими за задачите за откриване.



Налични са няколко техники за откриване на обекти с помощта на дълбоко обучение, като Faster R-CNN, вие гледате само веднъж (YOLO) v2, YOLO v3, YOLO v4 и откриване на единичен изстрел (SSD).

Приложенията за откриване на обекти включват:

Класификация на изображенията

Разбиране на сцената

Самоуправляващи се превозни средства

Наблюдение

Създаване на данни за обучение за откриване на обекти

Използвайте приложение за етикетиране, за да етикетирате интерактивно основни данни за истината във видеоклип, последователност от изображения, колекция от изображения или потребителски източник на данни. Можете да





етикетирате истината за откриване на обект с помощта на правоъгълни етикети, които определят позицията и размера на обекта в изображението.

Увеличаване и предварителна обработка на данни

Използването на увеличаване на данни предоставя начин за използване на ограничени набори от данни за обучение. Незначителни промени, като превод, изрязване или трансформиране на изображение, предоставят нови, различни и уникални изображения, които можете да използвате, за да обучите стабилен детектор. Хранилищата за данни са удобен начин за четене и разширяване на колекции от данни.

reate мрежа за откриване на обекти

Всеки детектор на обекти съдържа уникална мрежова архитектура. Например детекторът Faster R-CNN използва двустепенна мрежа за откриване, докато детекторът YOLO v2 използва един етап.

Детектор на влак и оценка на резултатите

Откриване на обекти с помощта на детектори за дълбоко обучение

Откривайте обекти в изображение с помощта на обучен детектор. Например частичният код, показан по-долу, използва обучения детектор върху изображение I.

Откриване на обекти с помощта на предварително обучени модели за откриване на обекти.

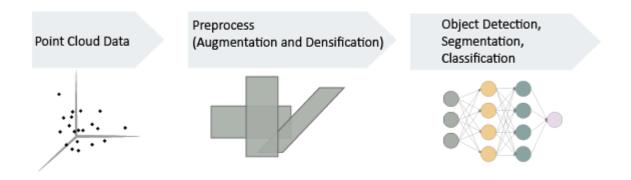
Първи стъпки с облаци от точки чрез задълбочено обучение

Дълбокото обучение може автоматично да обработва облаци от точки за широк набор от приложения за 3-D изображения. Облаците от точки обикновено идват от 3-D скенери, като лидар или Kinect® устройства. Те имат приложения в навигацията и възприемането на роботи, оценката на





дълбочината, стереовизията, наблюдението, класификацията на сцената и в усъвършенстваните системи за подпомагане на водача (ADAS).



Като цяло, първите стъпки за използване на данни от облак от точки в работен процес на дълбоко обучение са:

Импортиране на данни от облак от точки. Използвайте хранилище за данни, за да съхранявате голямо количество данни.

По желание увеличете данните.

Кодирайте облака от точки във формат, подобен на изображение, съвместим с

работни потоци за дълбоко обучение. Можете да приложите същите подходи за дълбоко обучение към задачите за класификация, откриване на обекти и семантично сегментиране, като използвате данни от облака от точки, както бихте използвали обикновени решетъчни данни за изображения. Въпреки това, първо трябва да кодирате неподредената, неправилно решетъчна структура на облак от точки и лидарни данни в правилна мрежова форма. За определени задачи, като например семантично сегментиране, е необходима





известна последваща обработка на изхода от мрежи, базирани на изображения, за да се възстанови структурата на облак от точки.

Импортиране на данни от облака от точки

За да работите с данни от облак от точки в работни потоци за дълбоко обучение, първо прочетете необработените данни. Обмислете използването на хранилище за данни за работа и представяне на колекции от данни, които са твърде големи, за да се поберат в паметта наведнъж. Тъй като дълбокото обучение често изисква големи количества данни, хранилищата за данни са важна част от работния процес на дълбоко обучение в МАТLAB.

Увеличете данните

Точността и успехът на модела за задълбочено обучение зависи от големите анотирани набори от данни. Използването на разширение за създаване на по-големи набори от данни помага за намаляване на пренастройването. Пренастройването възниква, когато класификационната система греши шума в данните за сигнал. Чрез добавяне на допълнителен шум, увеличаването помага на модела да балансира точките от данни и минимизира грешките. Увеличаването може също така да добави устойчивост към трансформациите на данни, които може да не са добре представени в оригиналните данни за обучение (например ротация, отражение, преводи). И чрез намаляване на пренастройването, увеличаването често може да доведе до по-добри резултати в етапа на извод, който прави прогнози въз основа на това, което невронната мрежа за дълбоко обучение е била обучена да открива.

Кодирайте данните от облака от точки във формат, подобен на изображение

За да използвате облаци от точки за обучение с работни потоци за дълбоко обучение, базирани на MATLAB, данните трябва да бъдат кодирани в плътен, подобен на изображение за Уплътняване или вокселизация е процесът на





трансформиране на неправилна, нерешетирана форма на данни от облак от точки в плътен, подобен на изображение форма.

Обучете мрежа за класификация на задълбочено обучение с кодирани данни от облака от точки

След като сте кодирали данните от облака от точки в плътна форма, можете да използвате данните за базирана на изображения класификация, откриване на обект или задача за семантично сегментиране, като използвате стандартни подходи за дълбоко обучение.

Примерът за обучение на класификационната мрежа за класифициране на обект в 3-D облак от точки предварително обработва данните от облака от точки във вокселизирано кодиране и след това използва данните, подобни на изображението, с проста 3-D конволюционна невронна мрежа, за да извърши класификация на обекти.

Внедрете SLAM в облак от точки в MATLAB

Облак от точки е набор от точки в 3-D пространство. Облаците от точки обикновено се получават от 3-D скенери, като лидар или Kinect® устройство. Те имат приложения в навигацията и възприемането на роботи, оценката на дълбочината, стереовизията, визуалната регистрация и усъвършенстваните системи за подпомагане на водача (ADAS).

Регистрирането на облак от точки е процес на подравняване на два или повече 3-D облака от точки на една и съща сцена в обща координатна система. Картографирането е процес на изграждане на карта на околната среда около робот или сензор. Можете да използвате регистрация и картографиране, за да реконструирате 3-D сцена или да създадете карта на пътно платно за





локализиране. Докато регистрацията обикновено предшества картографирането, има други приложения за регистрация, които може да не изискват картографиране, като проследяване на деформируемо движение. Алгоритмите на Computer Vision Toolbox^{тм} осигуряват функции за извършване на регистрация и картографиране на облак от точки. Работният процес се състои от предварителна обработка, регистрация, корекция на отклонение и подравняване на облаци от точки.

Едновременната локализация и картографиране (SLAM) се отнася до процеса на изчисляване на позицията и ориентацията на превозно средство по отношение на заобикалящата го среда, като едновременно с това се картографира околната среда. Процесът използва само входове от облак от точки от сензор. Приложенията за SLAM в облак от точки включват роботика и автономно шофиране.

Работен процес за картографиране и локализация

Следвайте тези стъпки, за да извършите регистрация на облака от точки и картографиране върху поредица от облаци от точки. След това можете да локализирате превозното средство в предварително изградената карта.

Предварителна обработка на облаците от точки — За да подготвите облаците от точки за регистрация, намалете пробите им и премахнете нежеланите функции и шума.

Регистриране на облаци от точки — Регистрирайте всеки облак от точки спрямо този, който го предхожда. Тези регистрации се използват в одометрията, която е процес на натрупване на оценка за регистрация в последователни рамки. Използването само на одометрия може да доведе до отклонение между измерените и наземните пози на истината.

------ www.eufunds.bg ------





Откриване на контури — Извършете откриване на затваряне на контур, за да минимизирате отклонението. Откриването на затваряне на цикъл е процесът на идентифициране на връщането на сензора към предварително посетено място, което образува цикъл в траекторията на сензора.

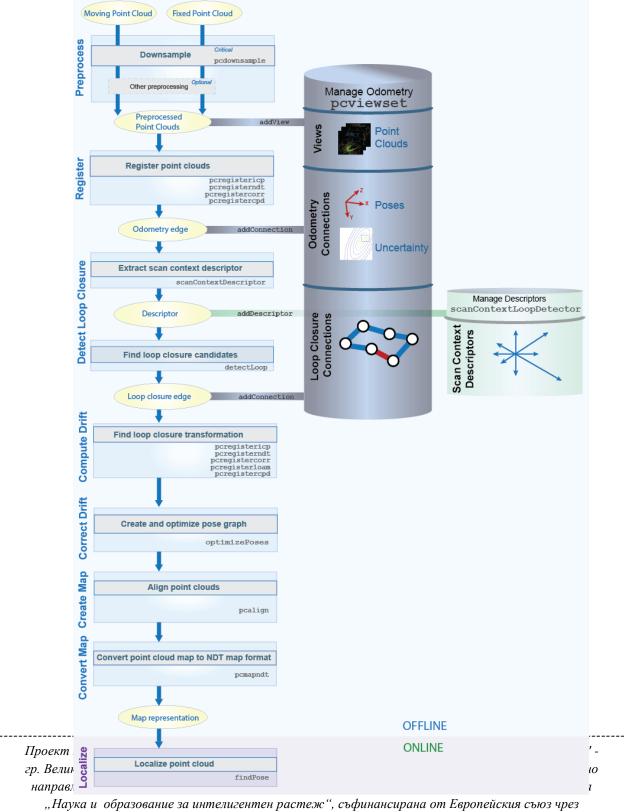
Правилно отклонение — Използвайте откритите контури, за да минимизирате отклонението чрез оптимизиране на графиката на позите, което се състои от постепенно изграждане на графика на пози чрез добавяне на възли и ръбове и след това оптимизиране на графиката на пози, след като намерите достатъчно контури. Оптимизирането на графиката на позите води до набор от оптимизирани абсолютни пози.

Сглобяване на карта — Сглобете карта на облак от точки, като подравните регистрираните облаци от точки, като използвате техните оптимизирани абсолютни пози. Можете да използвате такава предварително изградена карта на облак от точки за локализиране, което е процес на локализиране на превозното средство в рамките на картата.

Локализиране — Намерете позата на превозното средство въз основа на сглобената карта.







Европейските структурни и инвестиционни фондове.





Управление на данни за картографиране и локализация

Използвайте тези обекти, за да управлявате данни, свързани с работния процес на регистрация и картографиране на облака от точки:

Обектът облак от точки съхранява набор от точки, разположени в 3-D пространство. Той използва ефективни стратегии за индексиране, за да извърши търсене на най-близките съседи, които се използват от функциите за предварителна обработка и регистрация на облак от точки. Твърдият 3-D обект съхранява 3-D твърда геометрична трансформация. В този работен процес той представлява относителните и абсолютните пози.

Обектът за изглед на облак от точки управлява данните, свързани с процеса на одометрия и картографиране. Той организира данните като набор от изгледи и връзки по двойки между изгледи. Той също така изгражда и актуализира графика на пози.

Всеки изглед се състои от облак от точки и свързаната абсолютна трансформация на поза. Всеки изглед има уникален идентификатор в рамките на набора изгледи и образува възел на графиката на позата.

Всяка връзка съхранява информация, която свързва един изглед с друг изглед. Това включва относителната трансформация между свързаните изгледи и несигурността, включена в изчисляването на измерването. Всяка връзка образува ръб в графиката на позата.





Обектът за откриване на затваряне на цикъл съхранява дескриптори на контекста на сканиране със съответния ID на изгледа. Обектът NDT тар съхранява компресирано, ефективно за памет представяне на карта за локализиране. Обектът преобразува картата на облака от точки в набор от воксели (3-D кутии), като всеки воксел е представен от 3-D нормално разпределение.

Предварителна обработка на облаци от точки

Предварителната обработка включва премахване на нежелани характеристики и шум от облаците от точки и тяхното сегментиране или намаляване на дискретизацията.

Регистрирайте Point Clouds

Когато регистрирате облак от точки, изберете типа трансформация, която представя как обектите в сцената се променят между фиксираните и движещите се облаци от точки.

Откриване на цикли

Използването само на одометрия води до отклонение поради натрупване на грешки. Тези грешки могат да доведат до сериозни неточности на големи разстояния. Използването на базирана на графика едновременна локализация и картографиране (SLAM) коригира отклонението. За да направите това, открийте затваряния на цикъл, като намерите посетено местоположение в предишен облак от точки, като използвате съвпадение на дескриптори. Използвайте затварящи контури, за да коригирате натрупаното отклонение.

Правилен дрифт

Сглобете карта

Локализирайте превозното средство в картата



