

黑暗環境之物件辨識



1) Abstract & Motivation

DARPA 舉辦為期三年的SubT地下搜救競賽。 此次研究目標將針對隧道等嚴峻環境之地區 進行搜救、探勘,運用AI影像辨識技術及定 位系統,結合RRT路徑規劃應用於自走車、 自走飛船等載具,進入隧道並建置地圖及標 示出相關物體。

而此專題主要為Artifact Search部分,結合 Point Cloud於黑暗中進行深度影相辨識,並 利用SSD演算法辨識物體。

Environment & Software

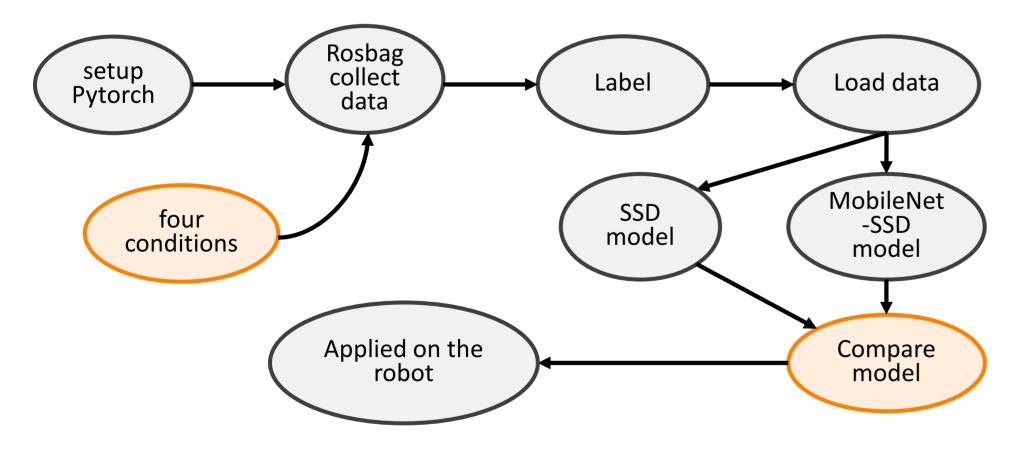
- Jetson Nano
- D435 camera
- ROS
- Rviz







3) Functions & Approach



Data set

使用D435深度相機收集(滅火器、背包、 電鑽)等照片,同時考慮以下四點條件, 提升訓練效果。

D435 Camera

- 相機角度
- 相機遠近
- 相機高低
- 光線角度



於暗處打光錄製images並label

指導教授:王學誠

指導助教: 佘柏陞

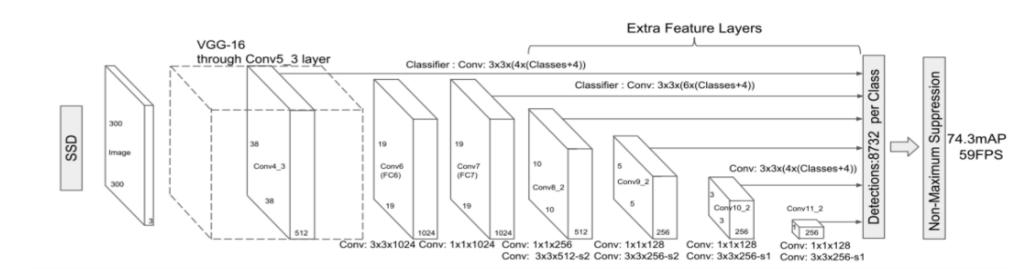
專題學生:張博凱

Compare Model

SSD:

優點:精準度高。

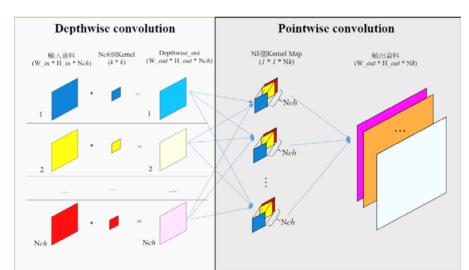
缺點:計算量大,難達到real-time。



MobileNet-SSD:

優點:輕量級model,運算速度快。

缺點:物件越小,精準度越低。



Depthwise separable convolution 計算量
一般卷積計算量
$= \frac{\mathbf{W}_{in} * \mathbf{H}_{in} * \mathbf{N}ch * k * k + \mathbf{N}ch * \mathbf{N}k * \mathbf{W}_{\underline{i}n} * \mathbf{H}_{\underline{i}n}}{\mathbf{W}_{\underline{i}n} * \mathbf{H}_{\underline{i}n} * \mathbf{N}ch * k * k * \mathbf{N}k}$
$=\frac{1}{Nk}+\frac{1}{k * k}$

Frame rate (fps)	desktop 1080	Nano
SSD	36	1.5
MobileNet-V1 SSD	90-100	16.5
MobileNet-V2 SSD	70-80	12

Result

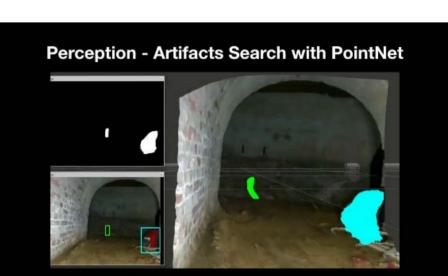
Compare Model

因應隧道為無光源、低光源環境, 擬定兩階段的Deep Learning策略:

階段一:無光環境RGBD的PointNet辨識。 階段二:車載照明RGB的SSD影像辨識。

階段一使用光達及PointNet進行初步偵測, 當偵測到目標物輪廓時,啟動階段二車載 照明及MobileNet-SSD來辨識目標物。





Future

以FCN model為基準,不考慮RGB資訊,使用 depth資訊辨識出無光環境中的segmentation, 並應用於多煙、多霧等無光環境。