

# 2022「中技社AI創意競賽」

## 2022 CTCI Foundation AI Innovation Competition

### 自監督式學習模型偵測大腸息肉結構資訊

國立政治大學  
吳怡潔教授、吳致勳教授

國立清華大學  
黃啟賢 博六

國立政治大學  
徐偉育 大三、劉子郡 大三  
林智瀚 大三、蔣喬同 大二

作品簡述

NCCU Artificial Intelligence and E-learning Center

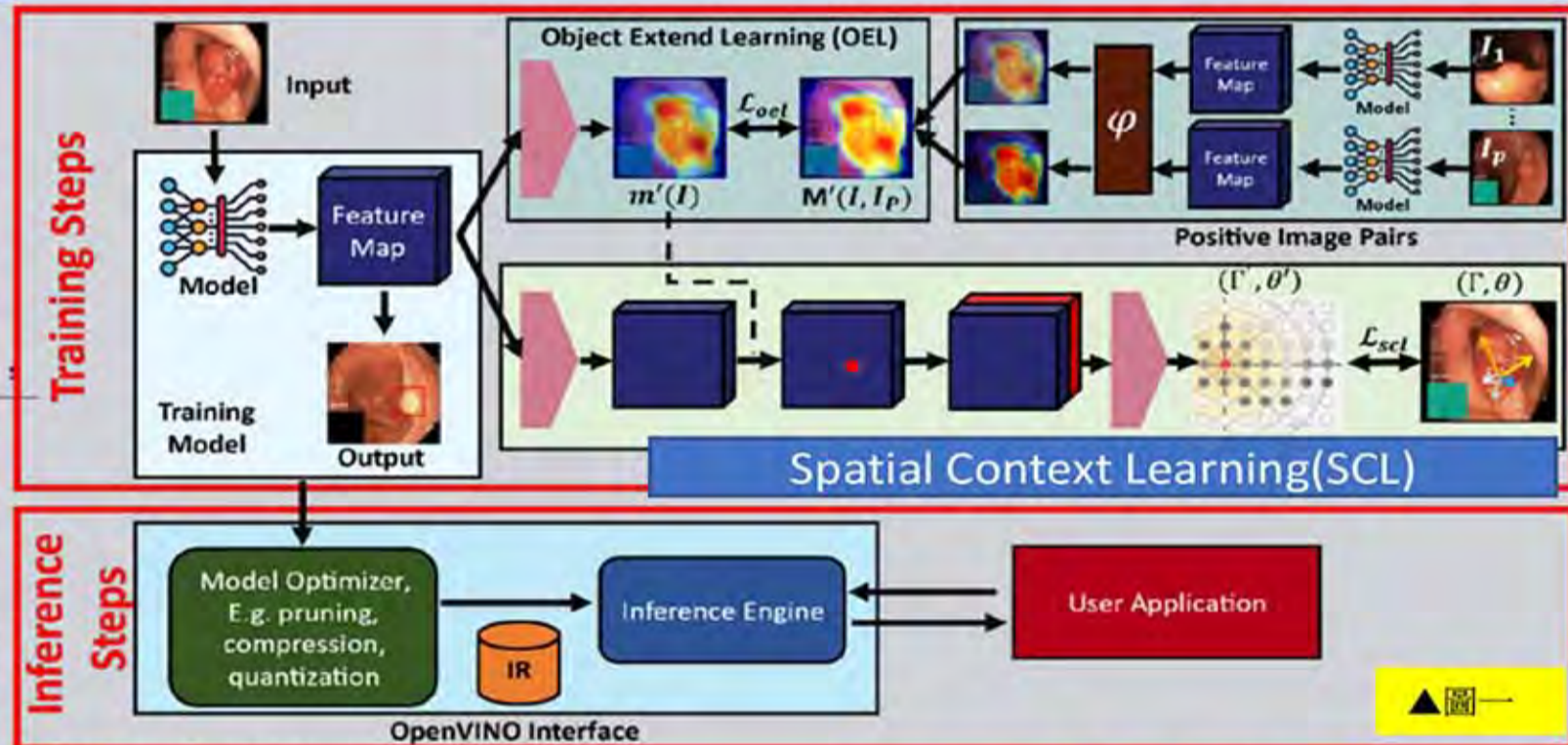
在台灣，直腸癌是國人死因的第一位，如何有效地且早期地識別大腸息肉是非常重要的。因此本研究內容提出**自監督式學習架構 (self-supervised structure)**，結合 **Look-Into-Object (LIO) model** 增強物件偵測的關注度，而本物件目標即為**大腸癌的前身「息肉 (Polyp)」**，與 **OpenVINO** 技術整合，可正確協助醫生惡性息肉的檢出率，減少漏診，提高診斷效率。

#### 產業與社會貢獻

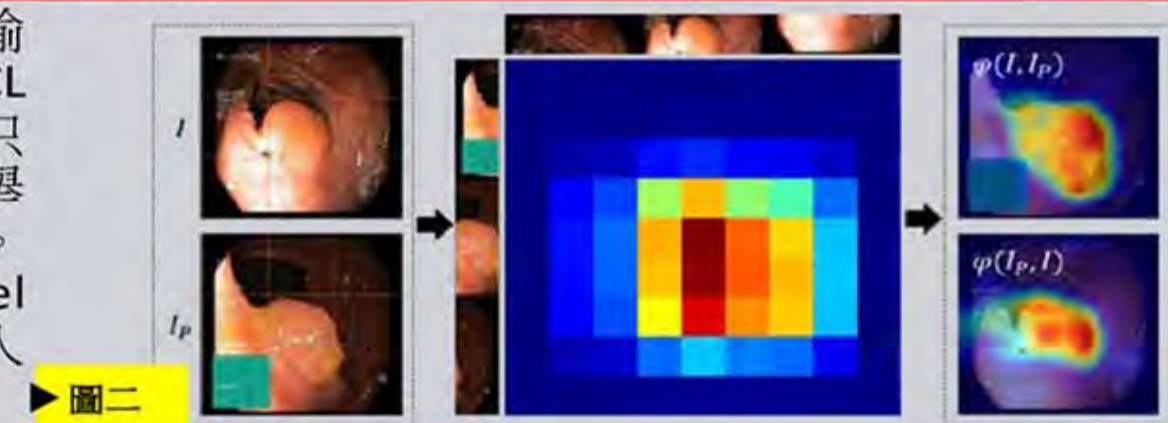
客群	貢獻價值	可行性
<ul style="list-style-type: none"> <li>實習醫生 / 準醫生</li> <li>醫院</li> <li>生醫公司 (筑波生醫)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>醫師<b>疲憊</b>情況下：在醫療環境長期工時下，醫師可能處於疲勞狀況下，則可結合本 <b>LIO</b> 演算法，協助自動偵測息肉位置與分割，並分析是否為惡性息肉</li> <li>實習醫生 (<b>經驗不足</b>)：剛畢業的醫師需要至醫院駐診實習，在經驗不足的情況下，可使用本視覺圖像偵測演算法協助判斷。</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>快速判斷惡性息肉</li> <li>提高診斷效率</li> <li>找到隱性息肉</li> </ul>

#### 技術架構說明

**訓練過程**(圖一的**Training Steps**): LIO有兩個圖一主要的Module: **OEL**和**SCL**, **OEL**負責判斷物件區域, **SCL**負責判斷物件結構。**OEL**預期模型所判斷出的關注區域 $m'(I)$ 與**positive images,  $I_p$** 所計算出的關注區域 $M'(I, I_p)$ 相似正相關影像計算關注度的方式如圖二。**SCL**視**Feature map**相對於最關注區域的極座標為物件本身的結構, 因此**SCL**預期模型所判斷出的極座標 $(\Gamma', \theta')$ 與影像本身的極座標 $(\Gamma, \theta)$ 相似。藉由**OEL**與**SCL**加強backbone model 學習物體位置與結構的資訊得到更精準的關注度輸出。**測試過程**(圖一的**Inference Steps**):由於**OEL**與**SCL**是pluggable的模組, 故測試過程會將它們去除, 只會將backbone model輸入到OpenVINO介面上。此舉**可降低晶片存放模型的空間以及計算時間**。OpenVINO會對訓練好的backbone model進行model optimization, 如quantization在存入IR檔, 放入Inference Engine, 供使用者(醫生)使用。



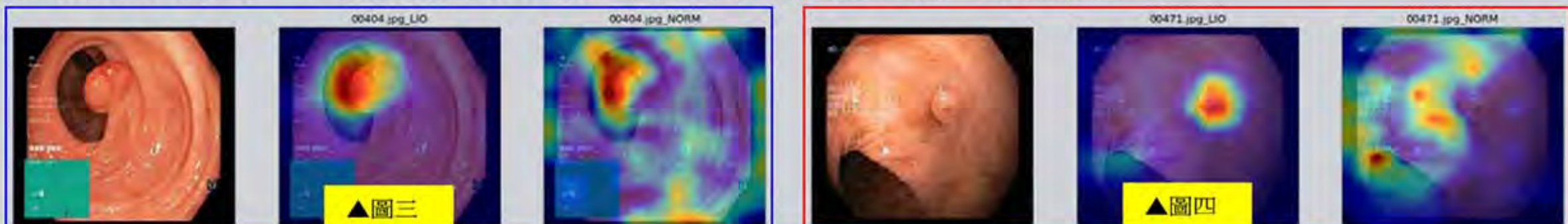
▲圖一



►圖二

#### 實驗結果與比較

下圖三、四為原始息肉照片(左)、有使用LIO所得到的heatmap(中)、沒有使用LIO傳統方法CNN所得到的heatmap(右)。可以看出使用LIO後, 模型能更好的關注於一整個息肉上。



▲圖三

▲圖四