



國立臺東大學

NATIONAL TAITUNG UNIVERSITY

通識講座

AI 賦能台東在地農業發展 釋迦介殼蟲智慧偵測



Wei-Wen Hsu 徐位文

CSIE, NTTU

2025/10/17



Outline

- What is Machine Learning?
機器學習介紹
- Weakly Supervised Learning
弱監督式學習
- Deep Learning and Its Visual Interpretability
深度學習與其視覺可解釋性
- Automated Detection of Scale Insects Sugar Apples
釋迦上的介殼蟲自動偵測方法

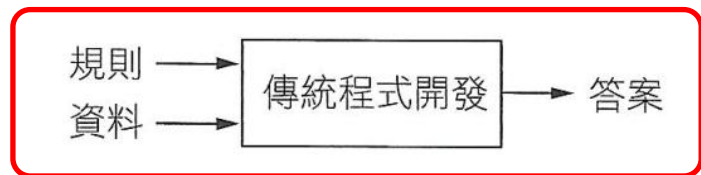


Outline

- What is Machine Learning?
機器學習介紹
- Weakly Supervised Learning
弱監督式學習
- Deep Learning and Its Visual Interpretability
深度學習與其視覺可解釋性
- Automated Detection of Scale Insects Sugar Apples
釋迦上的介殼蟲自動偵測方法

編寫程式 vs. 機器學習

- 編寫程式 vs. 機器學習



```
1 def F2C(F):  
2     C = (F-32)*5/9  
3     return round(C,2)  
✓ 0.0s
```

```
1 degree_F = 50  
2 print(f'華氏{degree_F}度等於攝氏{F2C(degree_F)}度')  
✓ 0.0s
```

華氏50度等於攝氏10.0度

```
1 degree_F = 78  
2 print(f'華氏{degree_F}度等於攝氏{F2C(degree_F)}度')  
✓ 0.0s
```

華氏78度等於攝氏25.56度

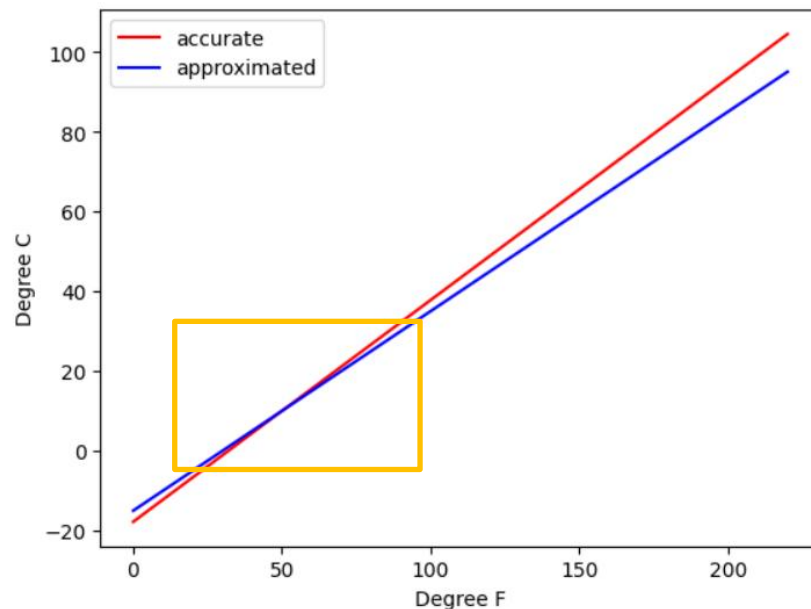
```
1 degree_F = 100  
2 print(f'華氏{degree_F}度等於攝氏{F2C(degree_F)}度')  
✓ 0.0s
```

華氏100度等於攝氏37.78度

生活智慧王

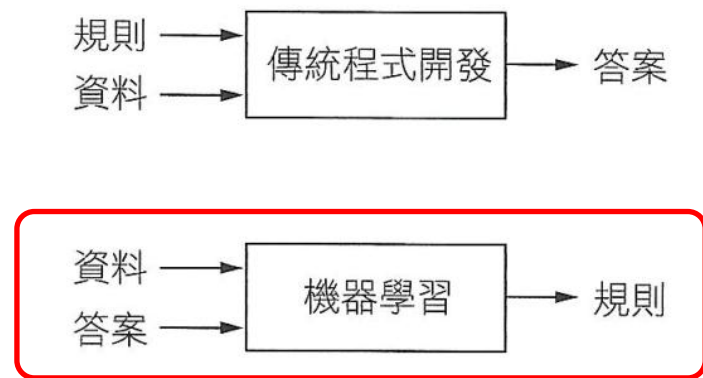
- 華氏度轉攝氏度 → 減30後除以2

```
1 import matplotlib.pyplot as plt
2
3 F = list(range(0,221))
4 C1 = [ (f-32)*5/9 for f in F ] # 精確公式
5 C2 = [ (f-30)/2 for f in F ] # 大略粗估
6
7 plt.plot(F, C1, 'r')
8 plt.plot(F, C2, 'b')
9 plt.xlabel('Degree F')
10 plt.ylabel('Degree C')
11 plt.legend(['accurate', 'approximated'])
12 plt.show()
```



編寫程式 vs. 機器學習

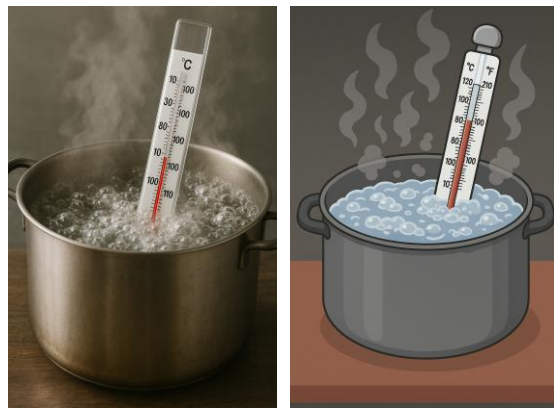
- 編寫程式 vs. 機器學習



Gemini 2.5 Pro



ChatGPT-5 Auto

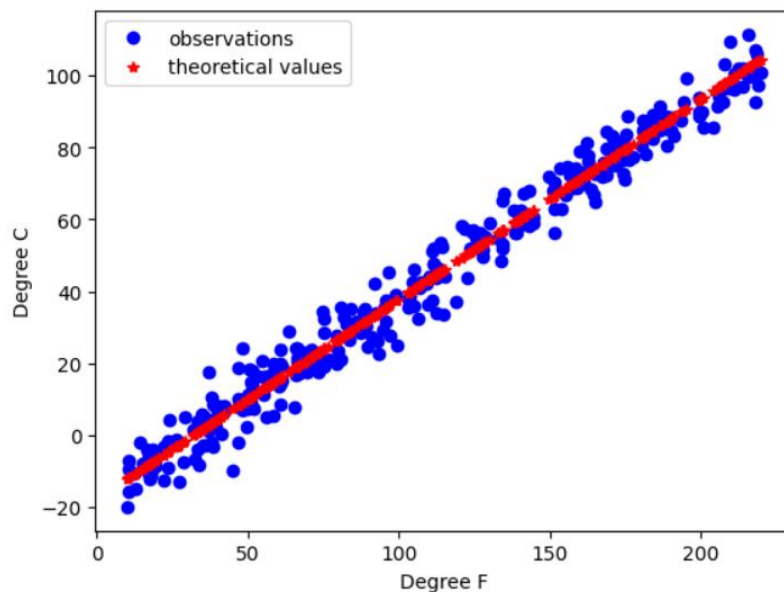


→ 記錄不同溫度下的華氏度與其對應的攝氏度，並觀察規則。

模擬觀察值的數據

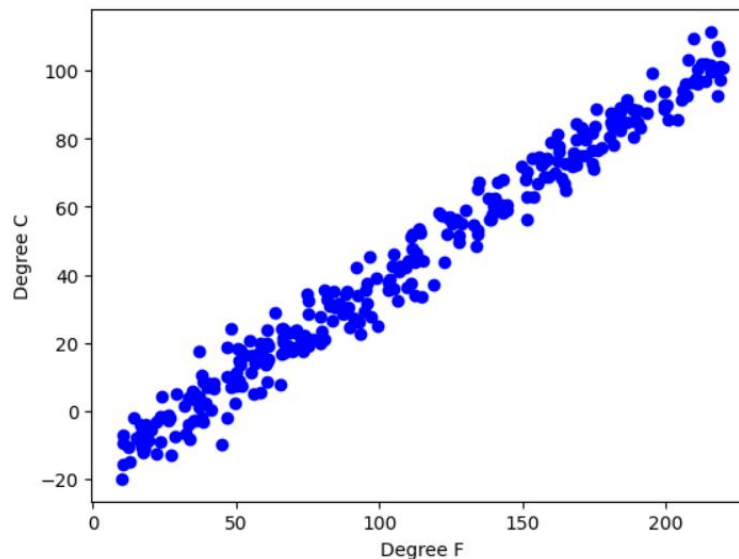
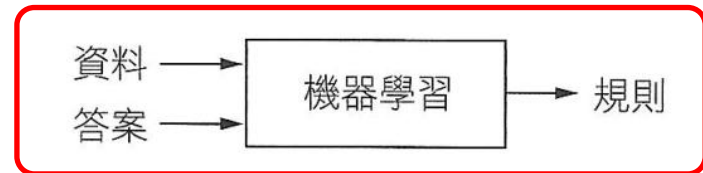
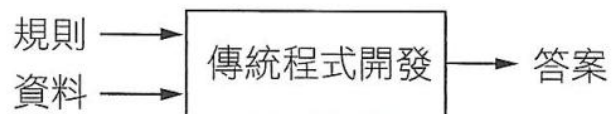
- 觀察值 vs. 理論值

```
1 import matplotlib.pyplot as plt
2 import numpy as np
3
4 N = 300 # 樣本個數
5 F = np.random.rand(N)*210+10 # N 個 10~220的數
6 # N個偏差值，符合 zero mean 且指定 std 的常態分佈
7 std_ = 5
8 Noises = (np.random.randn(N))*std_
9 CN = (F-32)*5/9 + Noises # 觀察值
10 C = (F-32)*5/9 # 理論值
11
12 plt.plot(F, CN, 'bo')
13 plt.plot(F, C, 'r*')
14 plt.legend(['observations', 'theoretical values'])
15 plt.xlabel('Degree F')
16 plt.ylabel('Degree C')
17 plt.show()
```



編寫程式 vs. 機器學習

- 編寫程式 vs. 機器學習

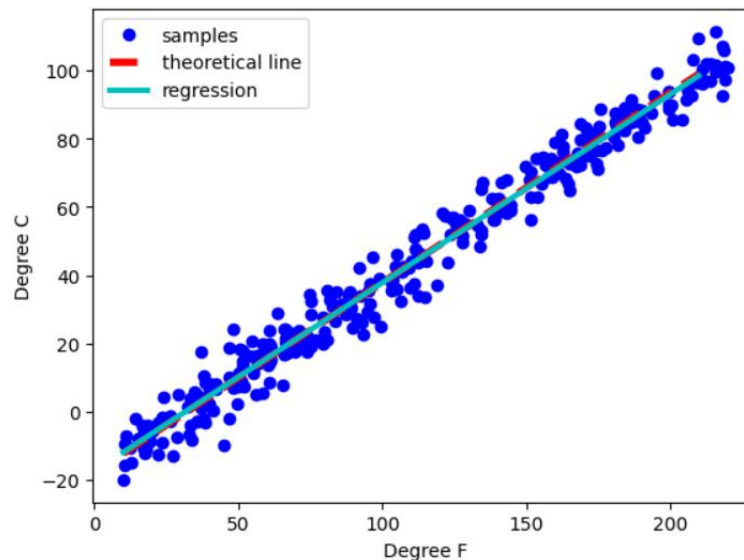
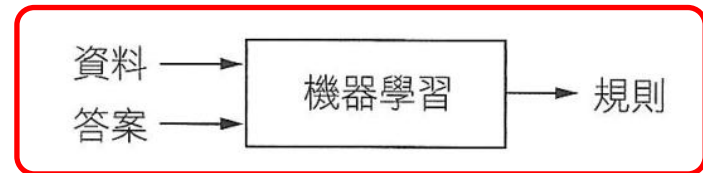
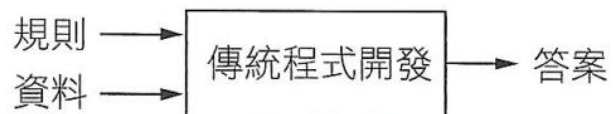


→ 記錄不同溫度下的華氏度與其對應的攝氏度，並觀察規則。

→ 迴歸分析 (Regression)

編寫程式 vs. 機器學習

- 編寫程式 vs. 機器學習



→ 記錄不同溫度下的華氏度與其對應的攝氏度，並觀察規則。

→ 迴歸分析 (Regression)

```
1 # CN = a*F + b
2 A = np.ones((N,2),float)
3 A[:,0] = F[:]
4 At = A.transpose()
5 w = np.dot(np.dot(np.linalg.inv(np.dot(At,A)),At),CN)
6 print(w)
```

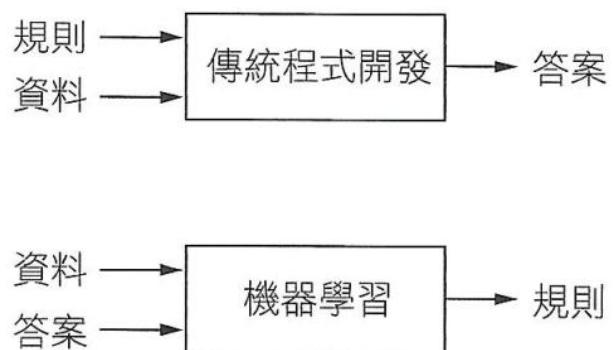
✓ 0.0s
[0.55142486 -17.40811203]

```
1 print(5/9)
2 print(-32*5/9)
```

✓ 0.0s
0.5555555555555556
-17.777777777777778

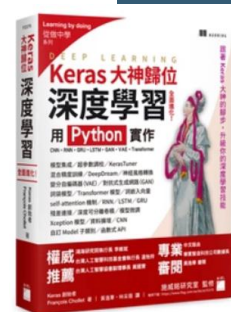
機器學習 Machine Learning

- 編寫程式 vs. 機器學習



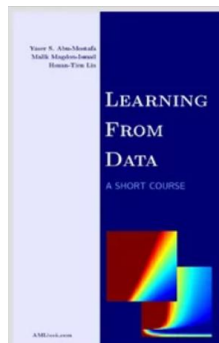
小編補充：機器學習主要可分為監督式學習 (Supervised learning) 和非監督式學習 (Unsupervised learning)。左圖是以監督式學習為例。

◀ 圖 1.2 機器學習：新的程式開發模式



- 觀察(特徵) → 找出規律

→ Learning from Data



Learning from Data

- 找出數字規律 (rules, patterns)

來自日本的一道數字推理題，根據規律紅色框框內的數字應該是？

□にあてはまる数字を見つけよ

$$4+2=14$$

$$2+7=23$$

$$6+5=41$$

$$8+3=\square$$

3310

Learning from Data

- 找出數字規律 (rules, patterns)

來自日本的一道數字推理題，根據規律紅色框框內的數字應該是？

□にあてはまる数字を見つけよ

$$\begin{aligned}4+2 &= 14 \\2+7 &= 23 \\6+5 &= 41 \\8+3 &= \square\end{aligned}$$

來自日本的一道數字推理題，根據規律紅色框框內的數字應該是？

□にあてはまる数字を見つけよ

$$\begin{aligned}4+2 &= 14 \\2+7 &= 23 \\6+5 &= 41 \\8+3 &= \square\end{aligned}$$

請回答圖中的問題。

ChatGPT-5 Auto

已思考 14s

35

因為等式右邊 = (左邊兩數相乘) + (左邊兩數相加)。
驗證：

- $4+2 \rightarrow 4 \times 2 = 8, 4+2 = 6, 8+6 = 14$
- $2+7 \rightarrow 2 \times 7 = 14, 2+7 = 9, 14+9 = 23$
- $6+5 \rightarrow 6 \times 5 = 30, 6+5 = 11, 30+11 = 41$

所以 $8+3 \rightarrow 8 \times 3 = 24, 8+3 = 11, 24+11 = 35$ 。

Learning from Data

- 找出數字規律 (rules, patterns)

來自日本的一道數字推理題，根據規律紅色框框內的數字應該是？

□にあてはまる数字を見つけよ

$$\begin{array}{l} 4+2=14 \\ 2+7=23 \\ 6+5=41 \\ 8+3=\square \end{array}$$



來自日本的一道數字推理題，根據規律紅色框框內的數字應該是？

□にあてはまる数字を見つけよ

$$\begin{array}{l} 4+2=14 \\ 2+7=23 \\ 6+5=41 \\ 8+3=\square \end{array}$$

請回答圖中的問題

Gemini 2.5 Pro

◆ 顯示思路 ▾

好的，這是一道有趣的數字推理題。

圖中的規律是： $A + B = (A \times B) + (A + B)$

我們來驗證一下這個規律：

1. $4 + 2 = (4 \times 2) + (4 + 2) = 8 + 6 = 14$
2. $2 + 7 = (2 \times 7) + (2 + 7) = 14 + 9 = 23$
3. $6 + 5 = (6 \times 5) + (6 + 5) = 30 + 11 = 41$

按照這個規律，我們來計算最後一題：

$$\bullet \quad 8 + 3 = (8 \times 3) + (8 + 3) = 24 + 11 = 35$$

所以，紅色框框內的數字應該是 35。

AI、ML、DL



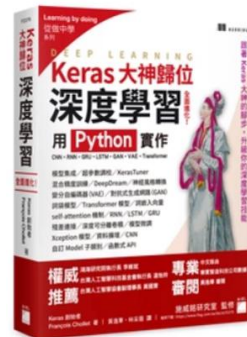
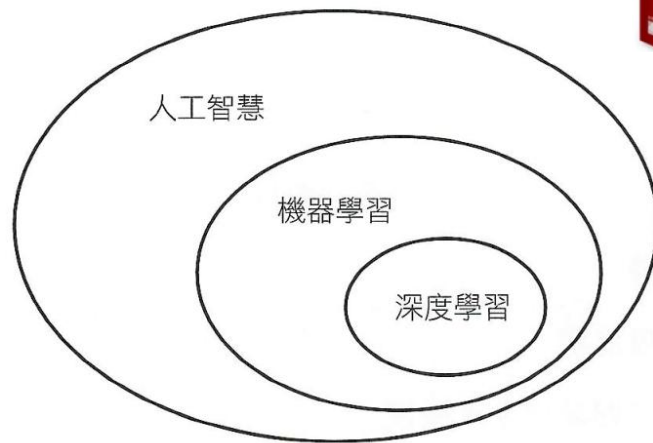
- 人工智慧(AI)、機器學習(ML)、深度學習(DL)

人工智慧、機器學習與深度學習：定義與關係

這三個名詞在當今科技領域中時常被提及，但它們的意義與範疇各有不同，彼此之間更存在著明確的層級關係。簡單來說，**機器學習是實現人工智慧的一種方法，而深度學習則是機器學習中的一種特定技術。**

我們可以將三者的關係想像成一組俄羅斯娃娃：

- 最外層，範圍最廣的是「人工智慧」。
- 中間層是「機器學習」。
- 最內層，技術最特定的是「深度學習」。



▲ 圖 1.1 人工智慧、機器學習與深度學習的關係圖



AI、ML、DL

- 人工智慧(AI)、機器學習(ML)、深度學習(DL)

- 1. 人工智慧 (Artificial Intelligence, AI)

定義：

人工智慧是一個廣泛的電腦科學領域，其核心目標是**創造出能夠像人類一樣思考、學習、推理、感知和解決問題的智慧機器或系統**。AI 企圖讓電腦能夠模仿、延伸和擴展人類的智慧。

- 2. 機器學習 (Machine Learning, ML)

定義：

機器學習是人工智慧的一個核心子領域，它**不直接為電腦編寫解決問題的規則，而是讓電腦從大量的「資料」中自動「學習」**。電腦透過演算法分析數據，找出其中的模式與規律，並利用這些規律來進行預測或決策。

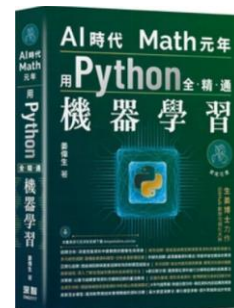
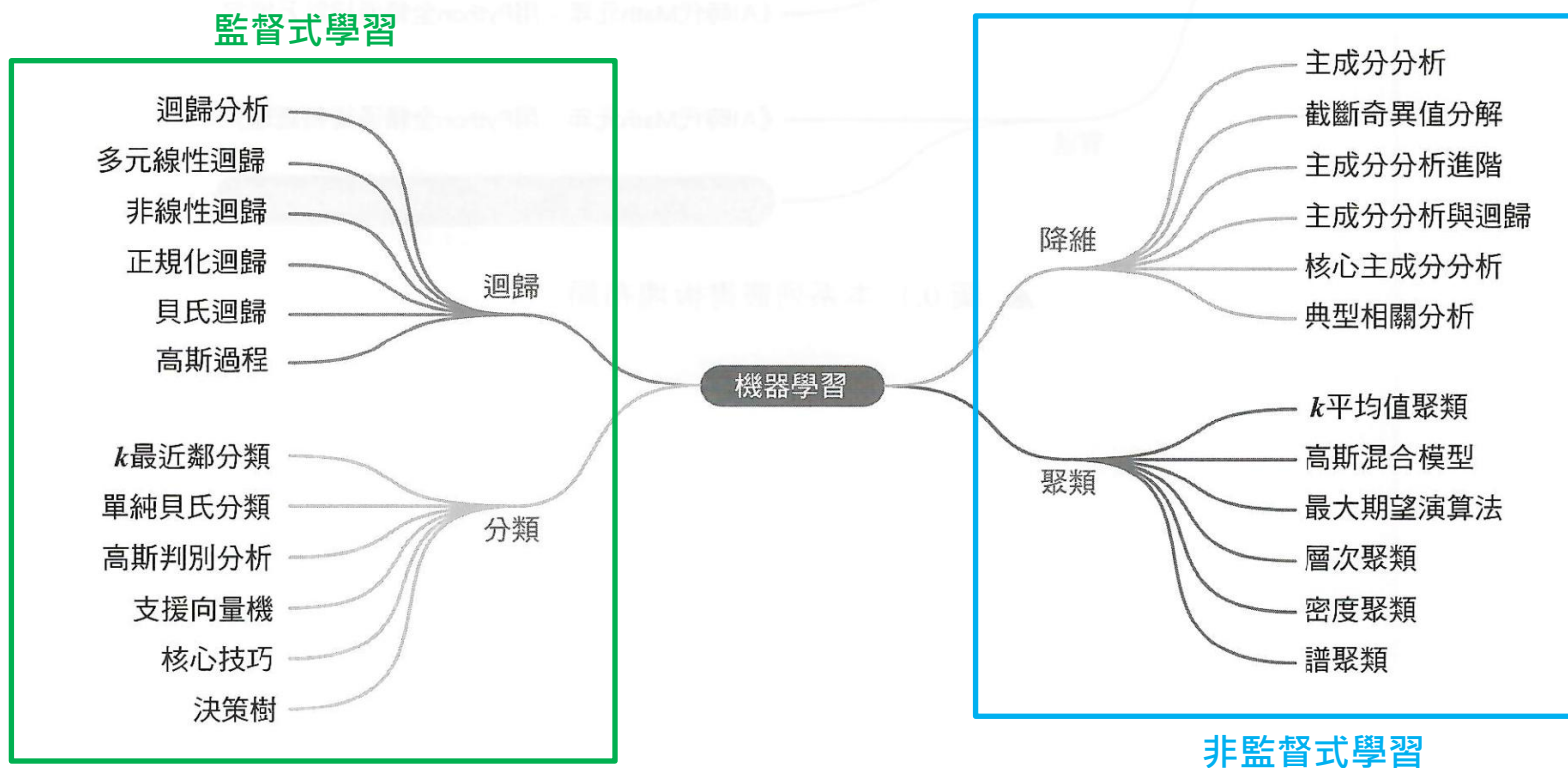
- 3. 深度學習 (Deep Learning, DL)

定義：

深度學習是機器學習技術中的一個特定分支，其核心是**模仿人類大腦神經網路的結構與運作方式**，建立出所謂的「**人工神經網路 (Artificial Neural Networks)**」。所謂「深度」，指的是這個神經網路通常擁有多個（深層的）處理層。

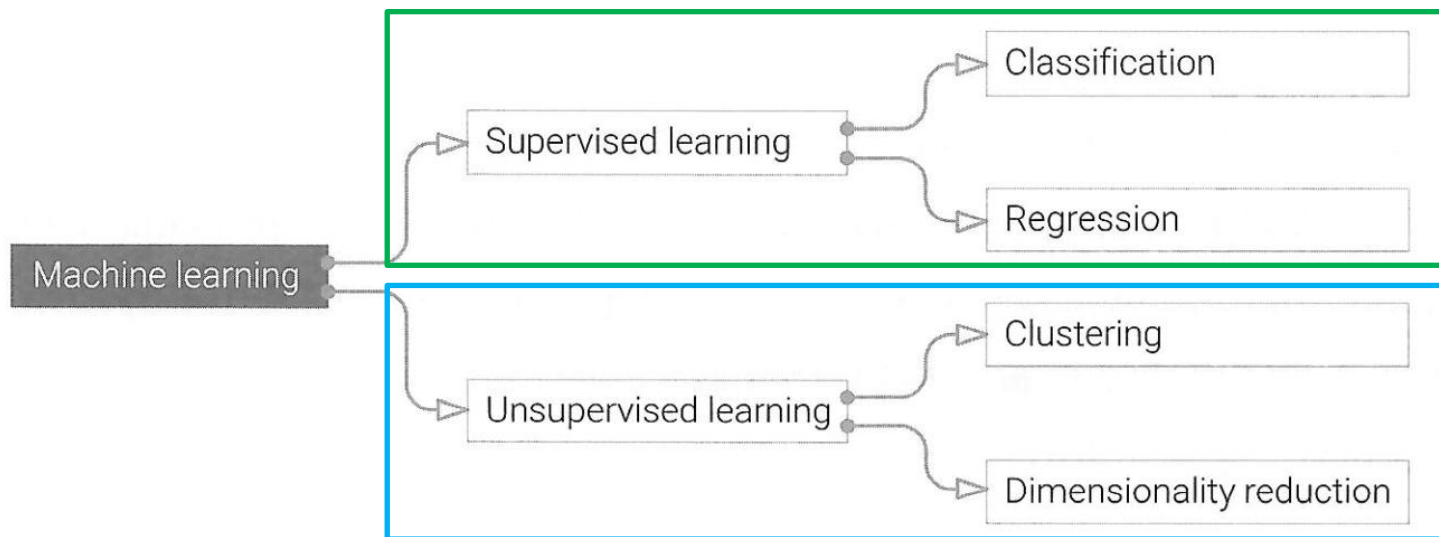
Roadmap 學習地圖

- 傳統機器學習 (Conventional Machine Learning)

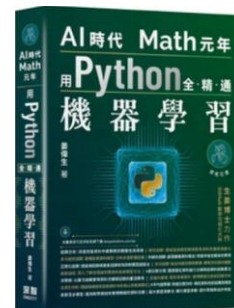


機器學習的種類

- 監督式學習 (Supervised) vs. 非監督式學習 (Unsupervised)



▲ 圖 1.2 機器學習分類





Supervised Learning

- 監督式學習 → 給定特徵與標籤，讓演算法找出特徵對應標籤的規律。

→ 監督式學習：讓機器從「標準答案」中學習

監督式學習 (Supervised Learning) 是機器學習領域中最核心且廣泛應用的技術之一。其核心概念如同老師在指導學生學習，提供附有「標準答案」的教材，讓機器從中學習輸入與輸出之間的對應關係，並具備預測未知新資料的能力。

核心概念：使用「標籤資料」進行訓練

監督式學習的運作基石在於「已標記的資料」(Labeled Data)。這意味著我們用來訓練機器的每一筆資料，都包含了**輸入特徵 (Input Features)** 以及其對應的**正確輸出 (Correct Output)**，這個正確輸出也被稱為「標籤」(Label) 或「目標」(Target)。

舉例來說，如果要訓練一個辨識貓狗圖片的模型：

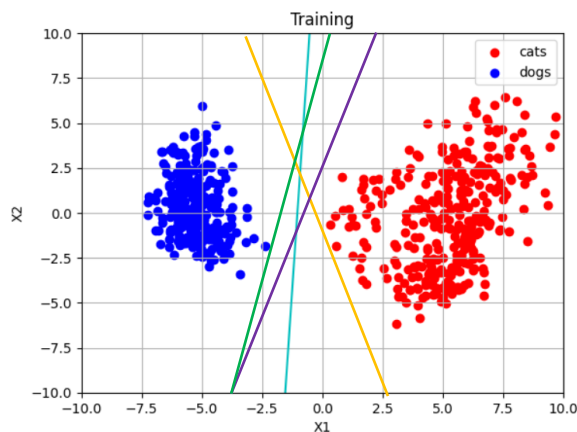
- **輸入特徵**：一張張貓或狗的圖片。
- **標籤**：每張圖片對應的正確答案，即「貓」或「狗」。

機器會分析大量的標記圖片，學習貓和狗在像素、紋理、形狀等特徵上的差異。經過訓練後，當我們提供一張新的、未曾見過的動物圖片時，模型就能夠根據學習到的知識，預測這張圖片是貓還是狗。

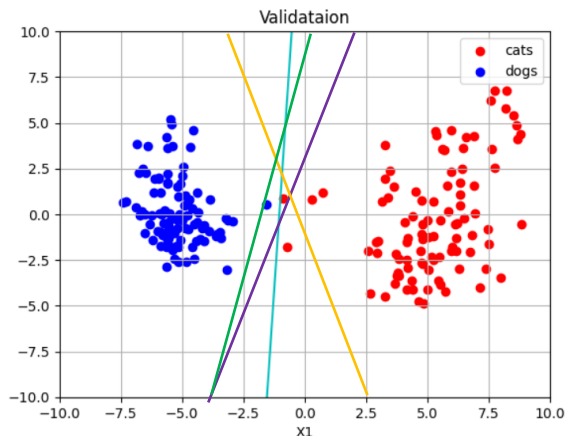
Supervised Learning



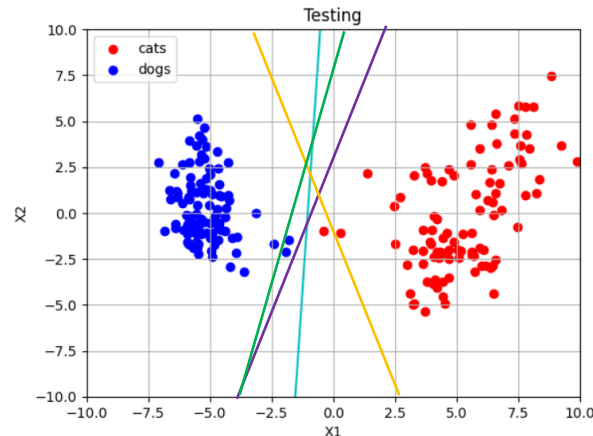
- 監督式學習 → 訓練集、驗證集、測試集



訓練 (題庫)



驗證 (模擬考)



測試 (聯考)

Unsupervised Learning

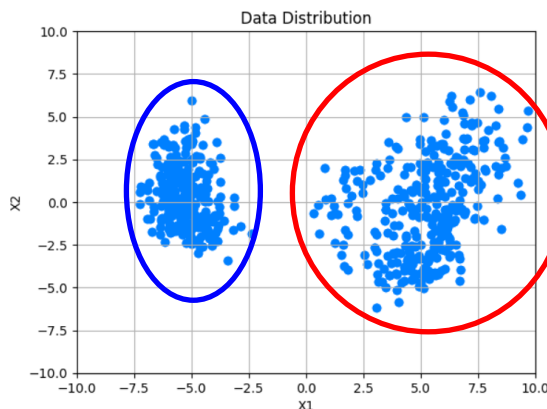
- 非監督式學習 → 觀察特徵分佈、特性、異同

→ 非監督式學習：讓機器在沒有「標準答案」的數據中自行探索

在機器學習的廣大領域中，「非監督式學習」(Unsupervised Learning) 是一種極具吸引力且應用廣泛的方法。與其兄弟「監督式學習」需要大量標記好的「標準答案」來進行訓練不同，非監督式學習的核心精神在於讓演算法自行從未經標記的數據中發掘隱藏的結構、模式和關聯性。



→ Clustering (聚類)



觀察資料在特徵空間上的分佈，將特徵相似度較高的(在特徵空間中距離較近的)樣本聚成同一類。

Unsupervised Learning

- 非監督式學習的 Pros and Cons

→ 優點：

- **無需數據標記**：節省了大量人工標記數據的時間與成本，尤其適用於缺乏標籤的數據集。
- **探索性數據分析**：能夠在我們對數據一無所知時，幫助我們發現意想不到的模式與結構，提供初步的商業洞見。
- **數據預處理**：可作為監督式學習的前置步驟，例如透過降維來簡化數據，或透過分群來產生新的特徵。

→ 挑戰：

- **結果評估困難**：由於沒有「標準答案」，評估非監督式學習模型的成效通常比監督式學習更為主觀和困難。
- **需要領域知識介入**：演算法找出的群集或規則，其背後的商業意義需要由領域專家來進行詮釋。
- **對參數敏感**：許多演算法（如 K-Means）的結果會受到初始參數設定（如 K 值的選擇）的顯著影響。



Outline

- What is Machine Learning?
機器學習介紹
- **Weakly Supervised Learning**
弱監督式學習
- Deep Learning and Its Visual Interpretability
深度學習與其視覺可解釋性
- Automated Detection of Scale Insects Sugar Apples
釋迦上的介殼蟲自動偵測方法

Weakly Supervised Learning

- 弱監督式學習 → 降低標註成本

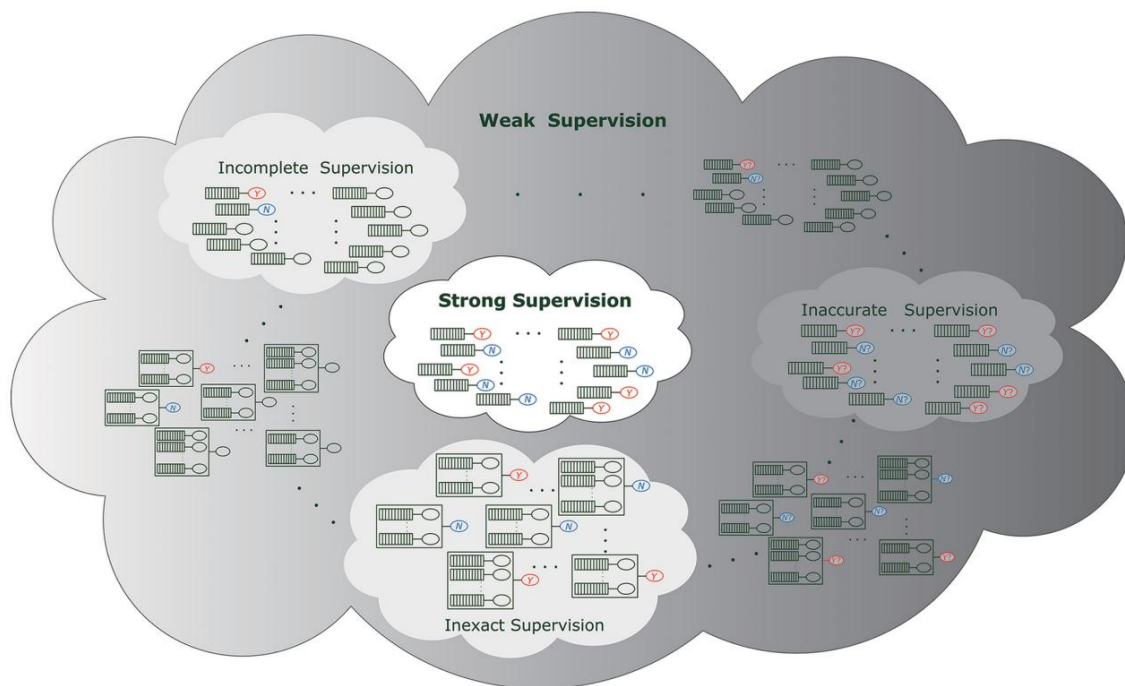


Figure 1. Illustration of three typical types of weak supervision. Bars denote feature vectors; red/blue marks labels; '?' implies that the label may be inaccurate. Intermediate subgraphs depict some situations with mixed types of weak supervision.

[A brief introduction to weakly supervised learning](#)

ZH Zhou

National science review, 2018 - academic.oup.com

Abstract

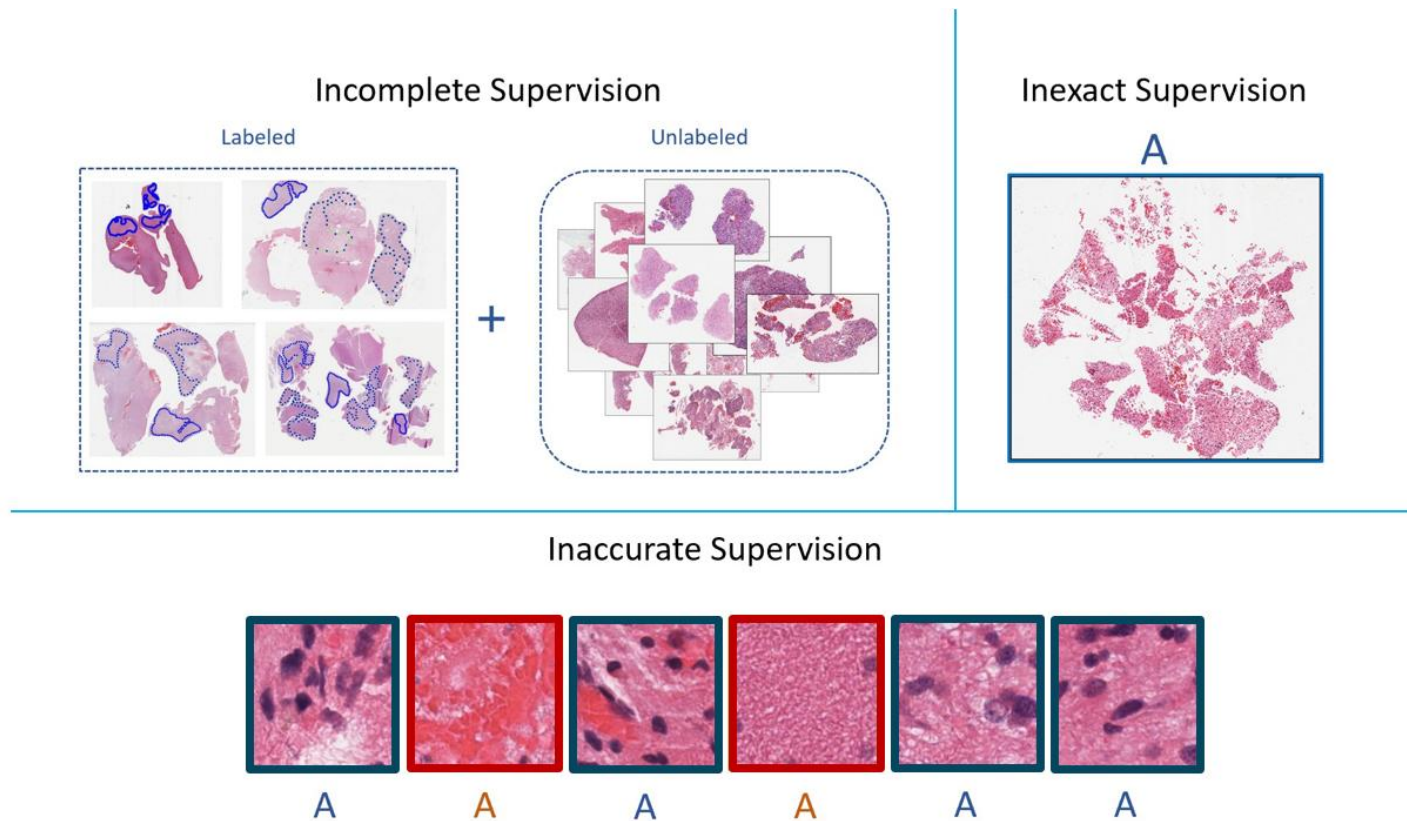
Supervised learning techniques construct predictive models by learning from a large number of training examples, where each training example has a *label* indicating its ground-truth output. Though current techniques have achieved great success, it is noteworthy that in many tasks it is difficult to get strong supervision information like fully ground-truth labels due to the high cost of the data-labeling process. Thus, it is desirable for machine-learning techniques to work with weak supervision. This article reviews some

[SHOW MORE](#) ▾

☆ Save Cite Cited by 2388 Related articles All 11 versions

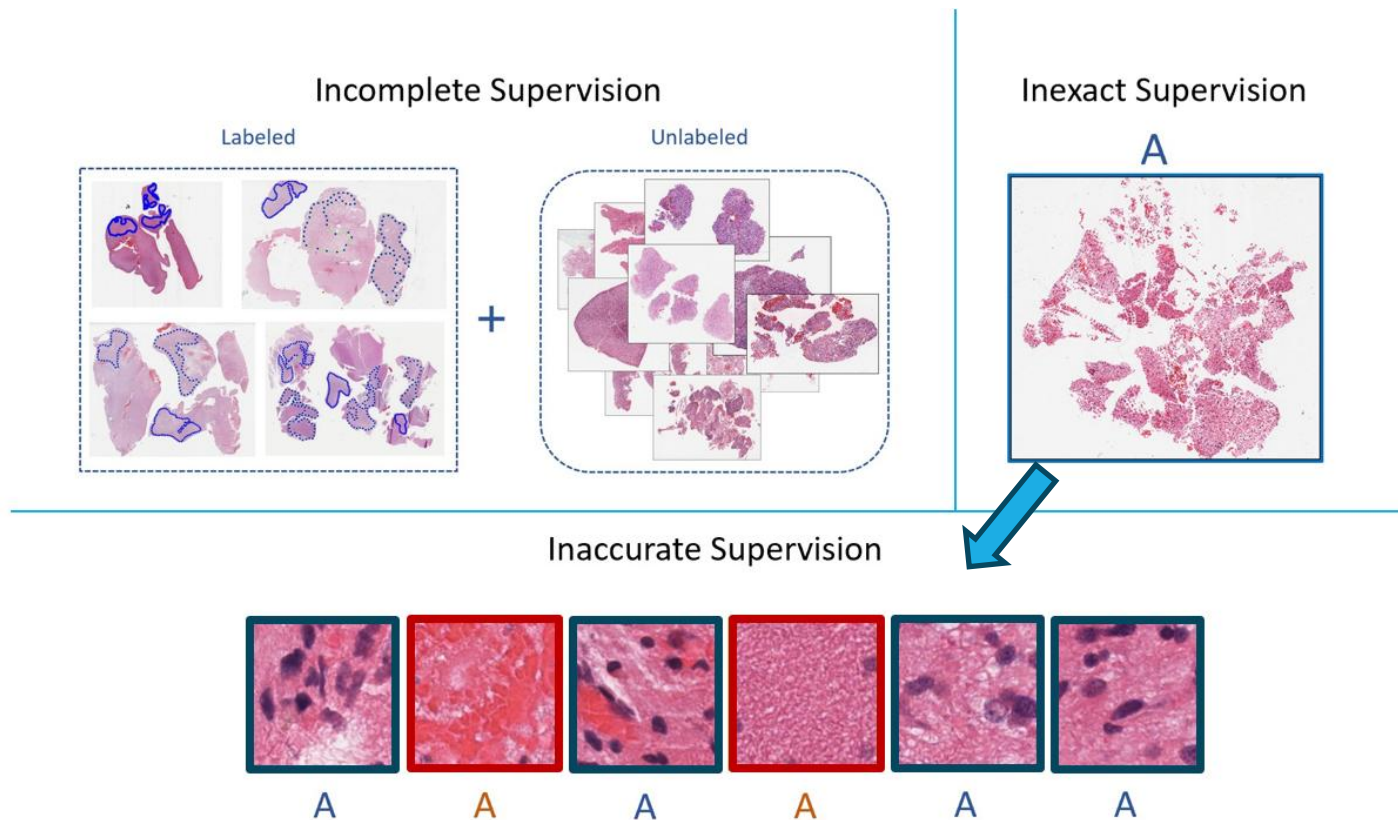
Weakly Supervised Learning

- 數位病理影像分析應用



Weakly Supervised Learning

- Inexact Supervision \rightarrow Inaccurate Supervision





Outline

- What is Machine Learning?
機器學習介紹
- Weakly Supervised Learning
弱監督式學習
- Deep Learning and Its Visual Interpretability
深度學習與其視覺可解釋性
- Automated Detection of Scale Insects Sugar Apples
釋迦上的介殼蟲自動偵測方法

Deep Learning

• 深度學習

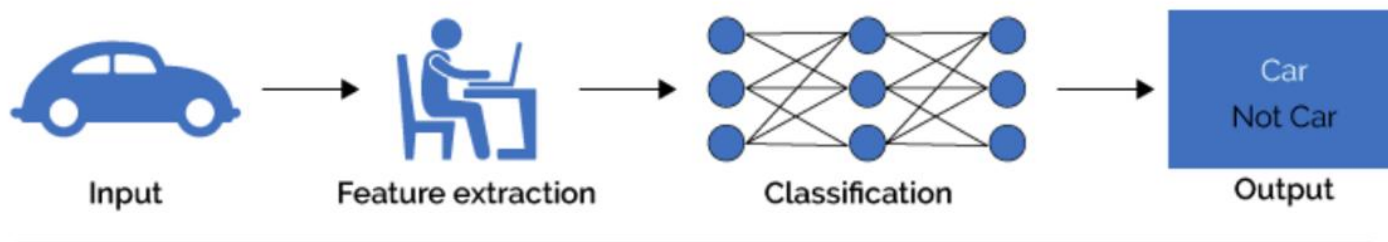
→ 深度學習是機器學習的一個特定領域，它使用一種稱為「深層神經網路」(Deep Neural Networks) 的複雜架構，來從海量的數據中自動學習出有用的模式與特徵，並藉此做出判斷或預測。

-
1. 它是機器學習的一個分支 (A Subfield of Machine Learning):
 - 深度學習不是一個與機器學習無關的全新領域，而是實現機器學習的一種更強大、更複雜的方法。所有深度學習都是機器學習，但並非所有機器學習都是深度學習。
 2. 其核心工具是「深層神經網路」(Uses Deep Neural Networks):
 - 這個架構的靈感來自於人類大腦。它由許多相互連接的「人工神經元」組成，並組織成多個處理層。
 - **「深度」**指的就是這些處理層的數量很多。數據會從第一層輸入，經過每一層的計算與轉換，最終在最後一層輸出結果。這個層層遞進的過程，讓網路能夠學習到數據中從簡單到複雜的抽象概念。
 3. 其最大特點是「自動化特徵學習」(Automated Feature Learning):
 - 這是深度學習與傳統機器學習最關鍵的區別。傳統方法需要人類專家手動告訴機器應該關注數據的哪些「特徵」(例如，要辨識貓，就定義「尖耳朵」、「長鬍鬚」等特徵)。
 - 而深度學習則能夠直接從原始數據(例如一張圖片的像素點)中，自動學習和抽取出最重要的特徵。第一層可能學會辨識邊緣和顏色，中間層學會組合邊緣成眼睛、鼻子，更高層則學會將五官組合成一張貓臉。這個過程是自動的，也是其威力所在。

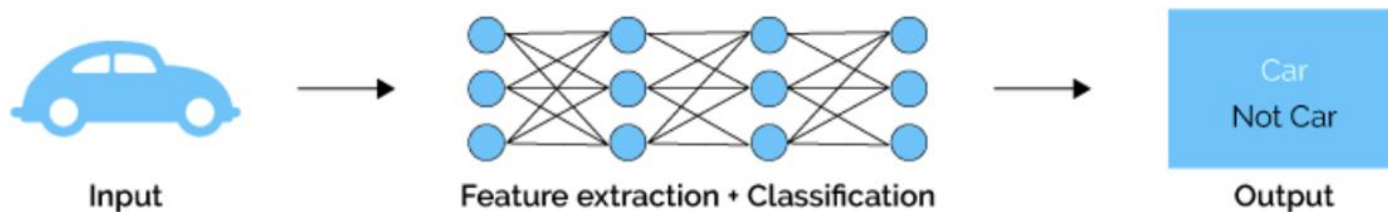
Learned Features

- Handcrafted Features vs. Learned Features

Conventional Machine Learning



Deep Learning



智慧影像應用

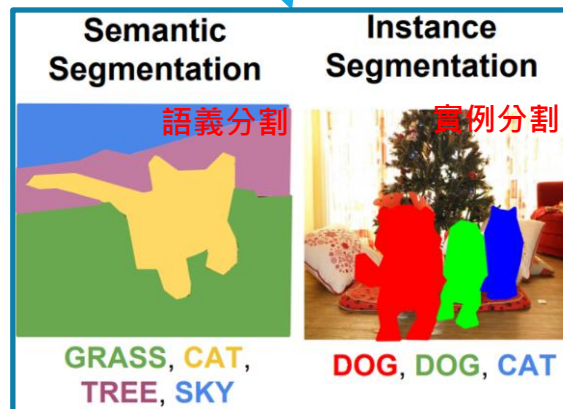
- 影像分類、物件偵測、物件分割、生成對抗



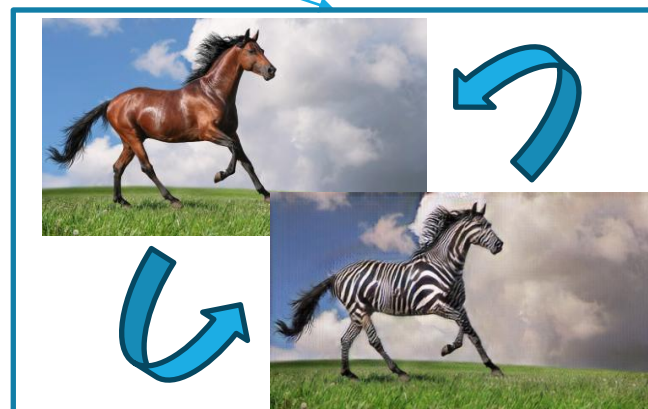
對影像分類



對區域分類



對像素分類



以假亂真

"The best way to learn deep learning is to do deep learning." — *Ian J. Goodfellow*

Image Classification



- Cats vs. Dogs

→ Cats



→ Dogs



Image Classification

- 卷積神經網路 (Convolutional Neural Networks, CNN)

→ **AlexNet** [Imagenet classification with deep convolutional neural networks](#)

[A Krizhevsky, I Sutskever...](#) - [Advances in neural ...](#), 2012 - [proceedings.neurips.cc](#)

We trained a large, deep convolutional neural network to classify the 1.3 million high-resolution images in the LSVRC-2010 ImageNet training set into the 1000 different classes. On the test data, we achieved top-1 and top-5 error rates of 39.7\% and 18.9\% which is considerably better than the previous state-of-the-art results. The neural network, which has 60 million parameters and 500,000 neurons, consists of five convolutional layers, some of which are followed by max-pooling layers, and two globally connected layers with a final ...

☆ Save 剪 Cite Cited by **148483** Related articles All 88 versions 雙

→ **ResNet** [Deep residual learning for image recognition](#)

[K He, X Zhang, S Ren, J Sun](#) - ... and [pattern recognition](#), 2016 - [openaccess.thecvf.com](#)

... **Deeper** neural **networks** are more difficult to train. We present a **residual learning** framework to ease the training of **networks** that are substantially **deeper** than those used previously. ...

☆ Save 剪 Cite Cited by **289407** Related articles All 53 versions 雙

Image Classification

- 卷積神經網路 (Convolutional Neural Networks, CNN)

- **AlexNet** AlexNet：引爆深度學習革命的傳奇神經網路

AlexNet 是深度學習領域中一個具有里程碑意義的卷積神經網路 (Convolutional Neural Network, CNN)。它在 2012 年的 ImageNet 大規模視覺識別挑戰賽 (ILSVRC) 中，以遠超過第二名的驚人準確率一舉奪冠，從此徹底改變了電腦視覺領域的研究方向，並引爆了至今仍在持續的深度學習革命。

- **ResNet** ResNet (殘差網路)：讓「超深」神經網路成為可能的革命性架構

ResNet，全名為 **Residual Network (殘差網路)**，是繼 AlexNet、VGG、GoogLeNet 之後，深度學習與電腦視覺領域的另一個里程碑。它由微軟亞洲研究院的何愷明等四位華人學者提出，並在 2015 年的 ImageNet 大規模視覺識別挑戰賽 (ILSVRC) 中，以絕對優勢橫掃了圖像分類、物體偵測和圖像定位三大主要項目的冠軍。


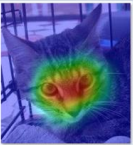



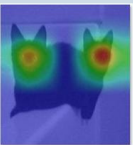

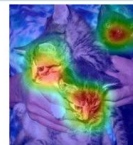

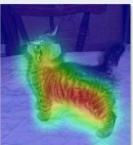

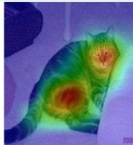

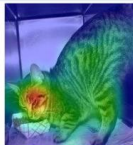

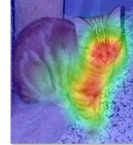

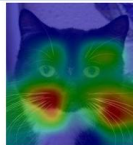

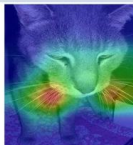

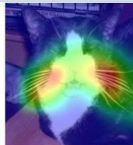



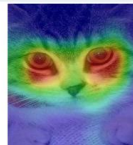



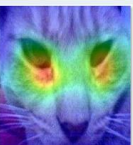


- 貓狗分類任務上的效能

Pretrained Models	In-Sample Accuracy	Out-Sample Accuracy
AlexNet	99.54%	97.52%
ResNet50	99.87%	99.01%

Visual Interpretability for Models



- Top ranked features for detecting **Cats**

Feature	Samples							
Big eyes and small nose 957(1), 1739(2), 744(3), 1701(6), 327(8)								
Tabby (narrow stripes) 1354(4), 1817(7)								
White whiskers 831(5)								
Cat's eyes 258(9), 980(10)								

Visual Interpretability for Models



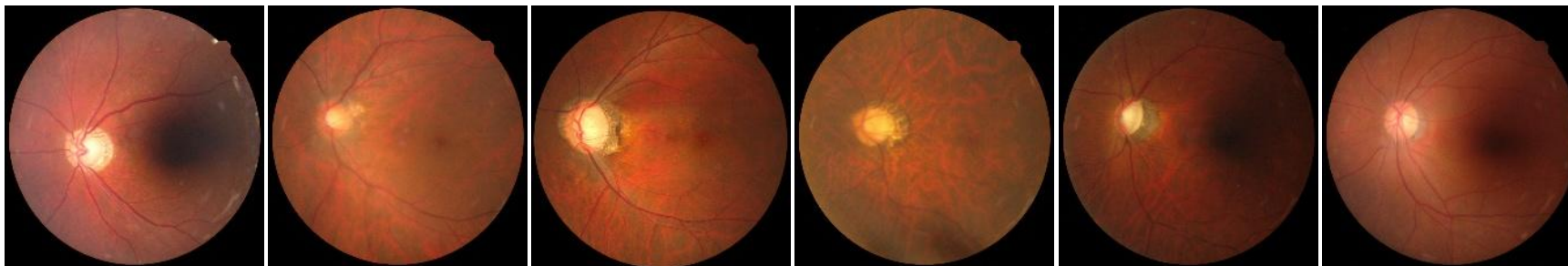
- Top ranked features for detecting **Dogs**

Feature	Samples							
Face with big nose 850(1), 992(2), 1262(4), 145(6), 1972(8), 464(9)								
Long limbs 1948(3)								
Lop ears 1515(5)								
Green grass (co-occurrence) 1062(7)								

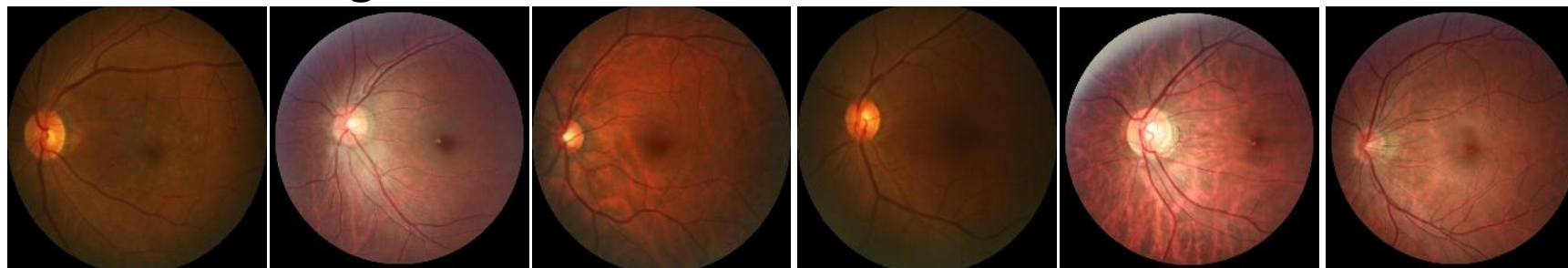
Image Classification

- 青光眼檢測 Glaucoma Inspection

→ 青光眼 (Glaucomatous)



→ 非青光眼 (Non-glaucomatous)



呂大文 青光眼專科

Da-Wen Lu

現職

三軍總醫院眼科一般眼科 科主任

青光眼專科 科主任

學位

國防醫學院醫學系 78 期畢業

國防醫學院醫學科學研究所博士

教職

國防醫學院眼科專科專任文職教授



Image Classification



- Quiz

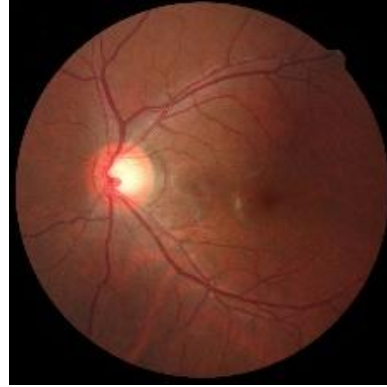
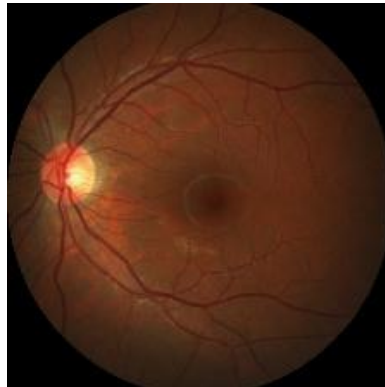
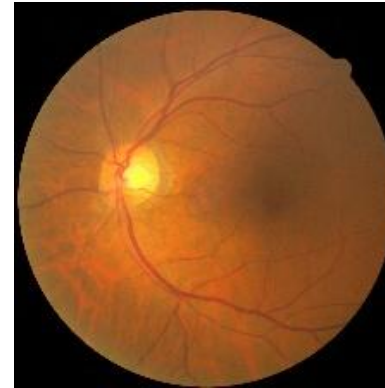
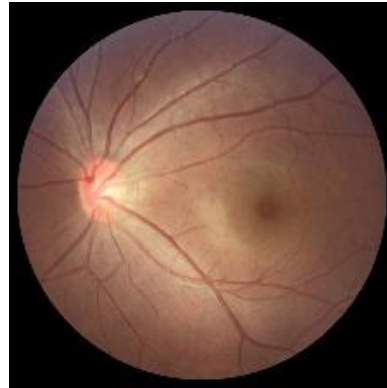
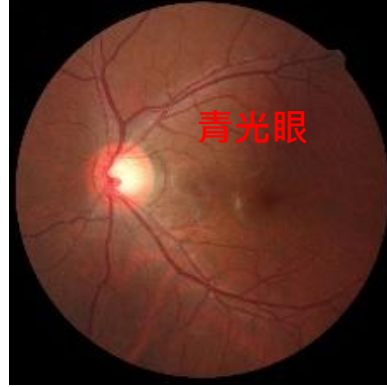
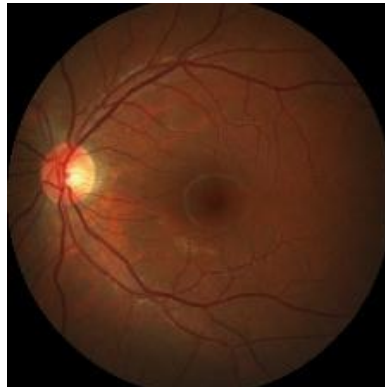
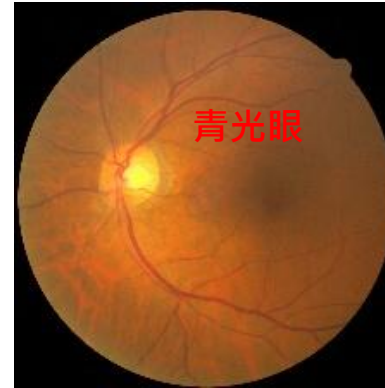
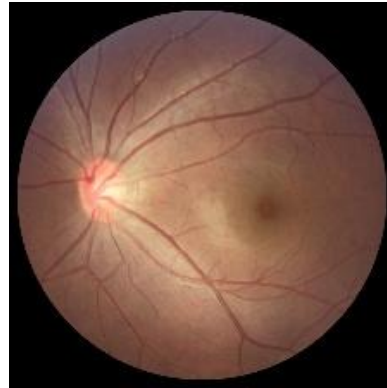
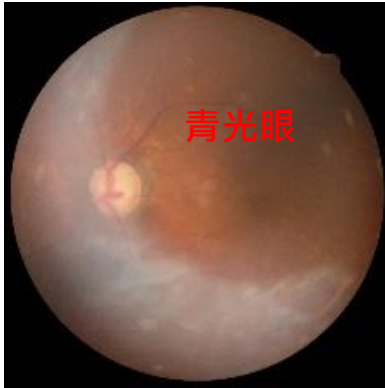


Image Classification



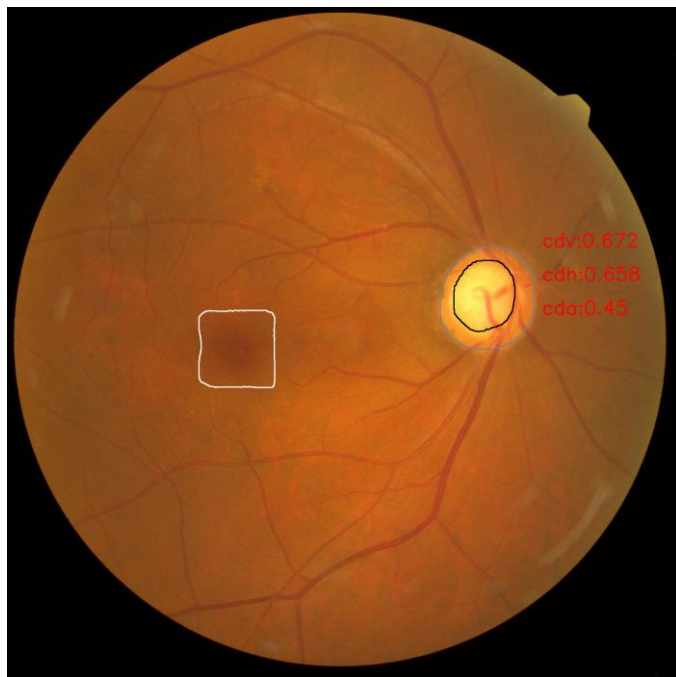
- Quiz



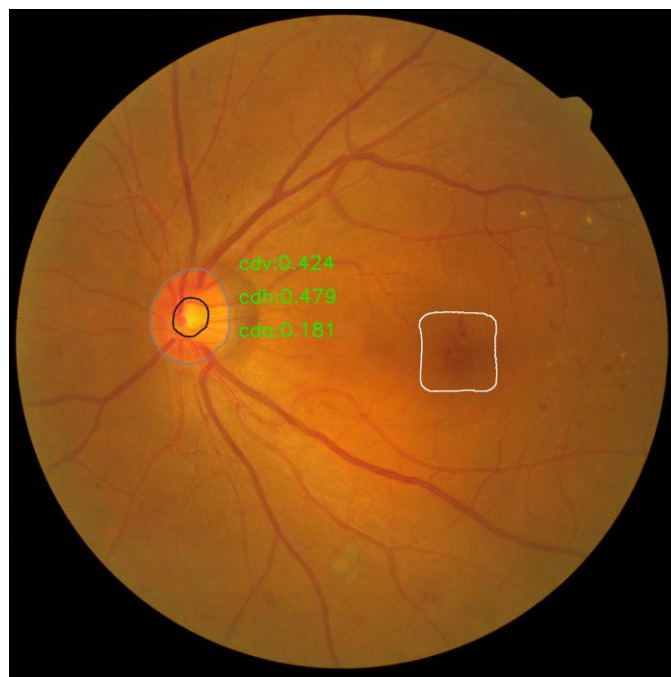
Fundus Analysis for Glaucoma



- 眼底鏡影像上的青光眼判讀



青光眼: 杯盤比 (CDR) 較大



非青光眼: 杯盤比 (CDR) 較小

Visual Interpretability

- 模型可解釋性
- CAM (Class Activation Maps) Analysis

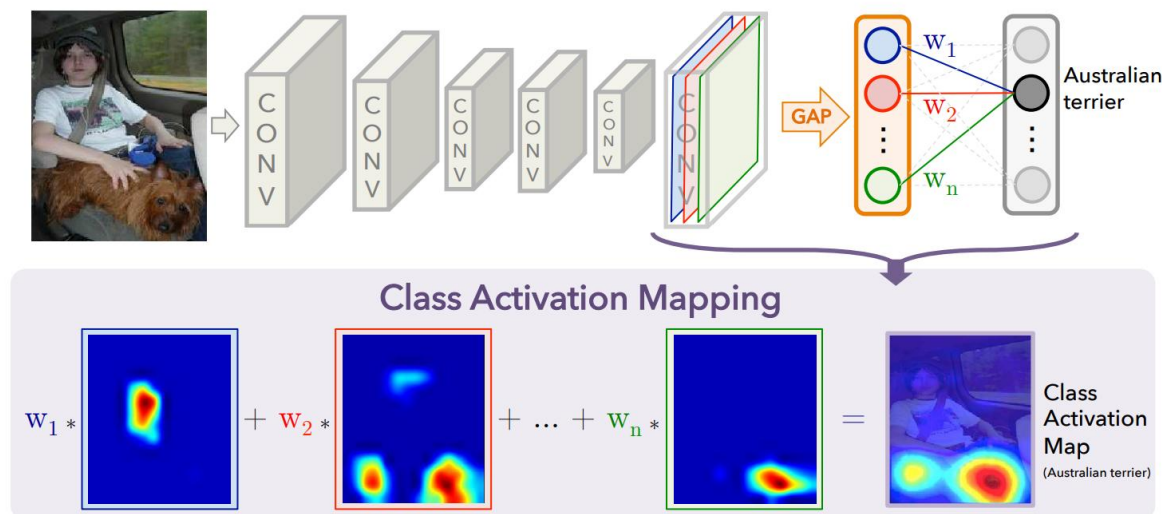


Figure 2. Class Activation Mapping: the predicted class score is mapped back to the previous convolutional layer to generate the class activation maps (CAMs). The CAM highlights the class-specific discriminative regions.

Learning deep features for discriminative localization

B. Zhou, A. Khosla, A. Lapedriza, A. Oliva, A. Torralba

Proceedings of the IEEE conference on computer vision and ..., 2016 · openaccess.thecvf.com

Abstract

In this work, we revisit the global average pooling layer proposed in [13], and shed light on how it explicitly enables the convolutional neural network (CNN) to have remarkable localization ability despite being trained on image-level labels. While this technique was previously proposed as a means for regularizing training, we find that it actually builds a generic localizable deep representation that exposes the implicit attention of CNNs on image. Despite the apparent simplicity of global average pooling, we are able to achieve

SHOW MORE ▾

☆ Save Cite Cited by 13929 Related articles All 20 versions

CAM Analysis

• CAM (Class Activation Maps) Analysis



- 論文名稱：Learning Deep Features for Discriminative Localization
- 作者：Bolei Zhou, Aditya Khosla, Agata Lapedriza, Aude Oliva, Antonio Torralba
- 發表年份：2016 (CVPR)
- 核心貢獻：
 - 首次提出了 CAM (Class Activation Mapping) 的概念。
 - 展示了如何透過在卷積神經網路的最後一層卷積層後使用全域平均池化 (Global Average Pooling, GAP)，來生成類別活化熱力圖。
 - 這個熱力圖能清楚地標示出模型在進行特定類別預測時，所關注的影像區域。
 - 巧妙地利用圖像分類模型，實現了「弱監督定位」(Weakly-Supervised Object Localization)，意即只用分類標籤就能大致找出物體的位置。



優點：

- 可解釋性：讓黑盒子的神經網路變得更容易理解。
- 弱監督學習：無需詳細的標註（例如物件的邊界框），就能進行物件定位。

缺點：

- 修改模型結構：原始的 CAM 方法要求模型的網路結構必須包含一個全域平均池化層，這限制了其應用範圍，因為需要修改並重新訓練模型。

CAM Analysis

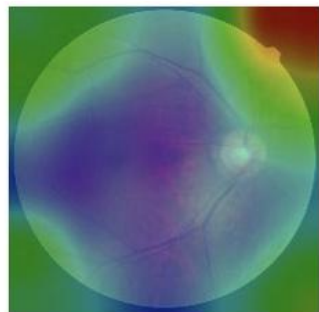


- AI 判別青光眼

→ 好的特徵可能不是對的特徵



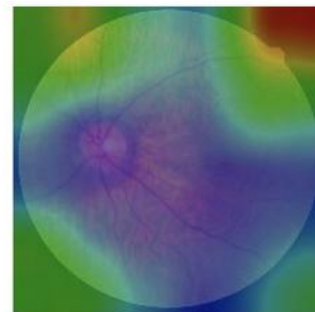
N_3_OD.bmp



N_3_OD_neg.bmp



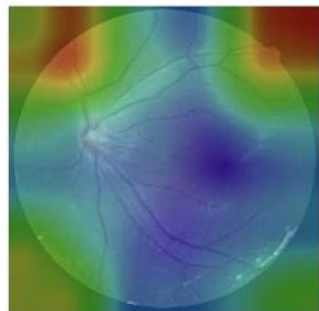
N_3_OS.bmp



N_3_OS_neg.bmp



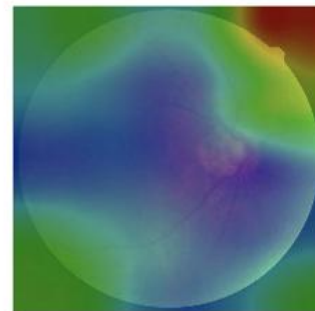
N_5_OS.bmp



N_5_OS_neg.bmp



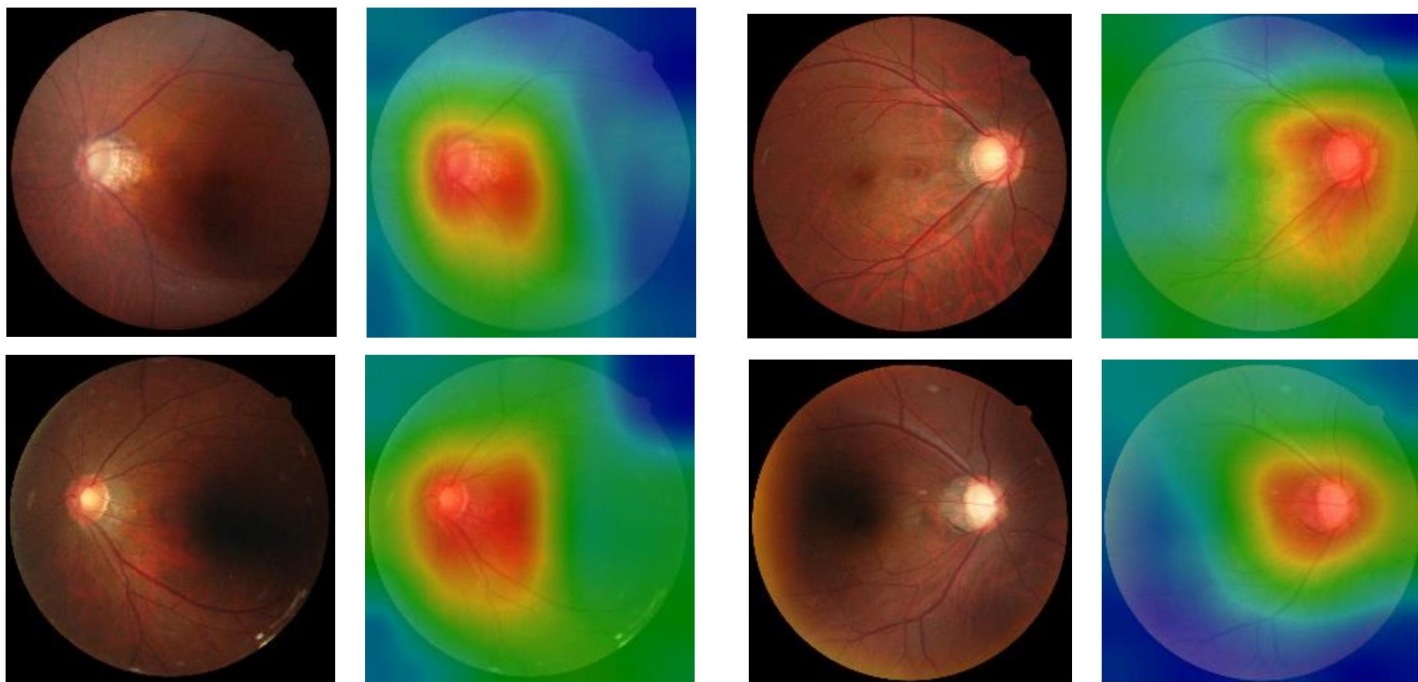
N_6_OD.bmp



N_6_OD_neg.bmp

CAM Analysis

- AI 判別青光眼
- 與臨床診斷的分析位置一致，具可解釋性。





Outline

- What is Machine Learning?
機器學習介紹
- Weakly Supervised Learning
弱監督式學習
- Deep Learning and Its Visual Interpretability
深度學習與其視覺可解釋性
- Automated Detection of Scale Insects Sugar Apples
釋迦上的介殼蟲自動偵測方法



教育部智慧雨林產業創生人才育成計畫

- 智慧農業跨域整合AI 應用人才培育計畫 (國立臺東大學)

→ 計畫背景:

臺東縣為臺灣主要的熱帶果樹產區，其中釋迦長年為外銷主力果品之一。臺東釋迦大約種植 5000 公頃、釋迦的種植面積占臺灣釋迦總面積的八成，產量5 萬噸，每年產值在40 億元左右（按：臺東縣政府估計，加上運銷等相關產業鏈可達 60 億元）。然而，氣候變遷加劇病蟲害發生、農業人口高齡化與缺工問題、缺乏即時監控與標準化品質分級機制，皆使得臺東釋迦面臨發展瓶頸。農業部亦於2023 年提出「智慧農業2.0」推動方向，強調導入AI、IoT、大數據分析與遠端感測等技術，進行農業精準管理與決策支援，期望由傳統生產模式邁向數位轉型與永續農業。



教育部智慧雨林產業創生人才育成計畫

- 智慧農業跨域整合AI 應用人才培育計畫 (國立臺東大學)

→ 計畫目標:

以AI 為技術核心，整合資訊科技
與農業生產知識，發展智慧農應
用場域，提升臺東釋迦的生產效
率、品質穩定性與永續管理能力。

建立校內跨系合作教學機制，融合
資訊與生命科學課程，形塑主題式
課群與實作導向教學，培育具備AI
與農業跨域整合能力之實務人才。

推動與地方產業（如農會、農戶、
農企業）合作進行現地場域實作，
促進AI 技術本土化應用，回饋地方
農業需求與發展策略。



教育部智慧雨林產業創生人才育成計畫

- 智慧農業跨域整合AI 應用人才培育計畫 (國立臺東大學)

→ 團隊成員:

- 計畫主持人: 林志輝 (台東大學生命科學系副教授兼系主任)
- 共同主持人: 鄭憲宗 (台東大學資訊工程學系教授兼校長)
- 共同主持人: 張耀中 (台東大學資訊工程學系教授兼研發長)
- 協同主持人: 賴盈勳 (台東大學資訊工程學系教授兼系主任)
- 團隊教師: 李俊霖 (台東大學生命科學系教授兼任東部生物經濟中心主任)
- 團隊教師: 張義峰 (台東大學資訊工程學系教授)
- 團隊教師: 楊弘章 (台東大學資訊工程學系副教授)
- 團隊教師: 徐位文 (台東大學資訊工程學系副教授)
- 團隊教師: 胡舉軍 (台東大學資訊工程學系助理教授)
- 團隊教師: 黃祥恩 (台東大學生命科學系副教授)
- 團隊教師: 呂佩倫 (台東大學生命科學系副教授)

教育部智慧雨林產業創生人才育成計畫

- 智慧農業跨域整合AI 應用人才培育計畫 (國立臺東大學)

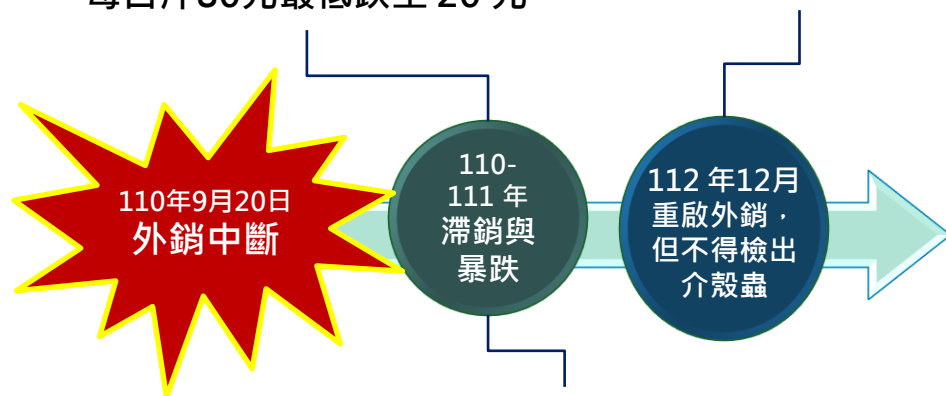
→ 主題式課程規劃:



台東鳳梨釋迦的外銷中斷與重啟

- 111 年出口量衰退 78.9%
- 出口額滑落 85.4%
- 每台斤80元最低跌至 20 元

包裝廠的即時檢驗能力，
影響後續海關檢出機率



過去每年外銷
2 萬公噸
110年9月20日
中國暫停進口臺
灣鳳梨釋迦

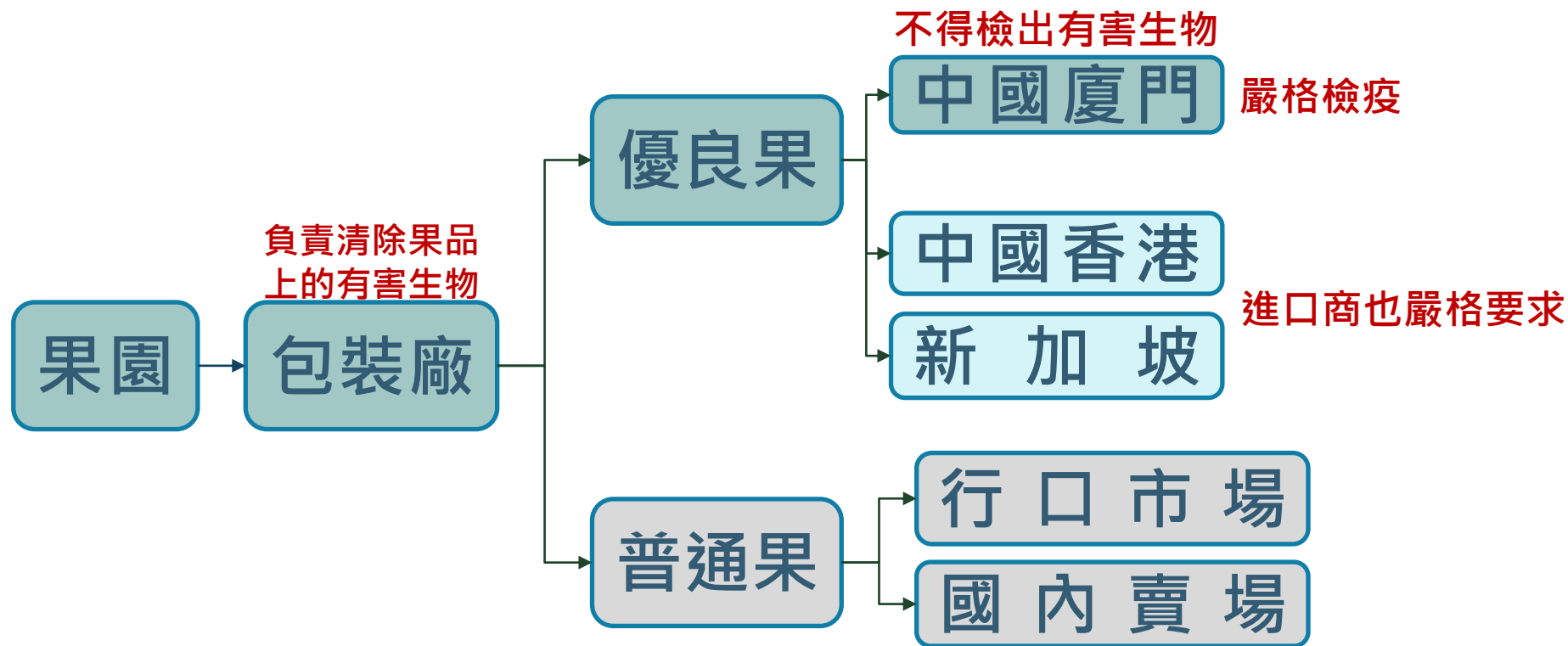
臺東縣政府農業處訂定
搶救鳳梨釋迦措施

- 生產履歷
- 田間管理
- 介殼蟲污染防治
- 多元加工技術
- 擴大行銷市場

重啟外銷中國之包裝廠與果園數量

年月	112年12月	113 年12月	累計至今
果園數量	1288家	1367 家	2655 家
果農數	279 位	317位	596
果園面積	507公頃	509公頃	1016公頃
包裝廠數	37 家	3 家	40 家

台東鳳梨釋迦外銷面臨嚴格的檢疫



台東鳳梨釋迦傳統的清除與檢測



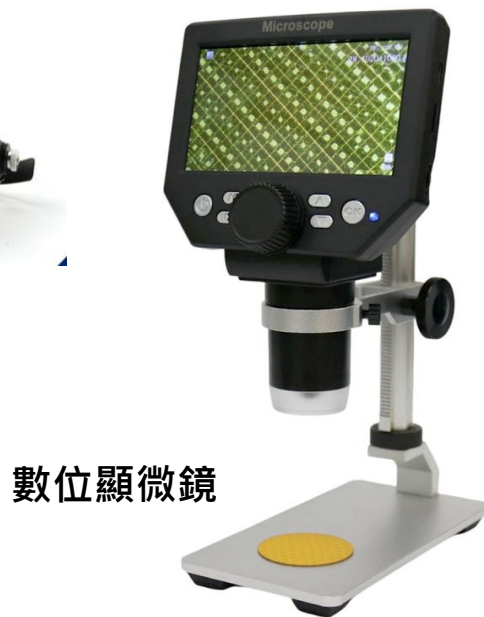
1. 手動氣槍噴洗
2. 使用肉眼檢查
3. 每天 1000 -3000 顆
4. 多為夜間工作，視覺疲勞
5. 無法有效檢查

現行方案

- 自我檢驗能力是整體流程的重要關鍵
- 品管人員採用專業放大設備檢驗果品有害生物。但耗費眼力、容易遺漏，導致被退櫃，每批損失百萬以上。



簡易型頭戴放大鏡



數位顯微鏡

釋迦上常見的介殼蟲

- 白色的介殼蟲



釋迦上的介殼蟲(紅色箭頭所指)

弱監督學習: 分類+偵測



- 二分類任務

- 正樣本 (P陽性): 有蟲
- 負樣本 (N陰性): 無蟲

- 資料集

- 訓練集: 共 375 例
 - 正樣本: 199 例
 - 負樣本: 176例

- 驗證集: 共 132 例
 - 正樣本: 75 例
 - 負樣本: 57 例

 有蟲 無蟲 釋迦照片 (驗證)

分類結果

- 最佳準確率
→ Accuracy = 0.9697 (128/132)
- 對應的敏感度 (召回率)
→ Sensitivity = 0.9467 (71/75)

漏抓四例有蟲的案例

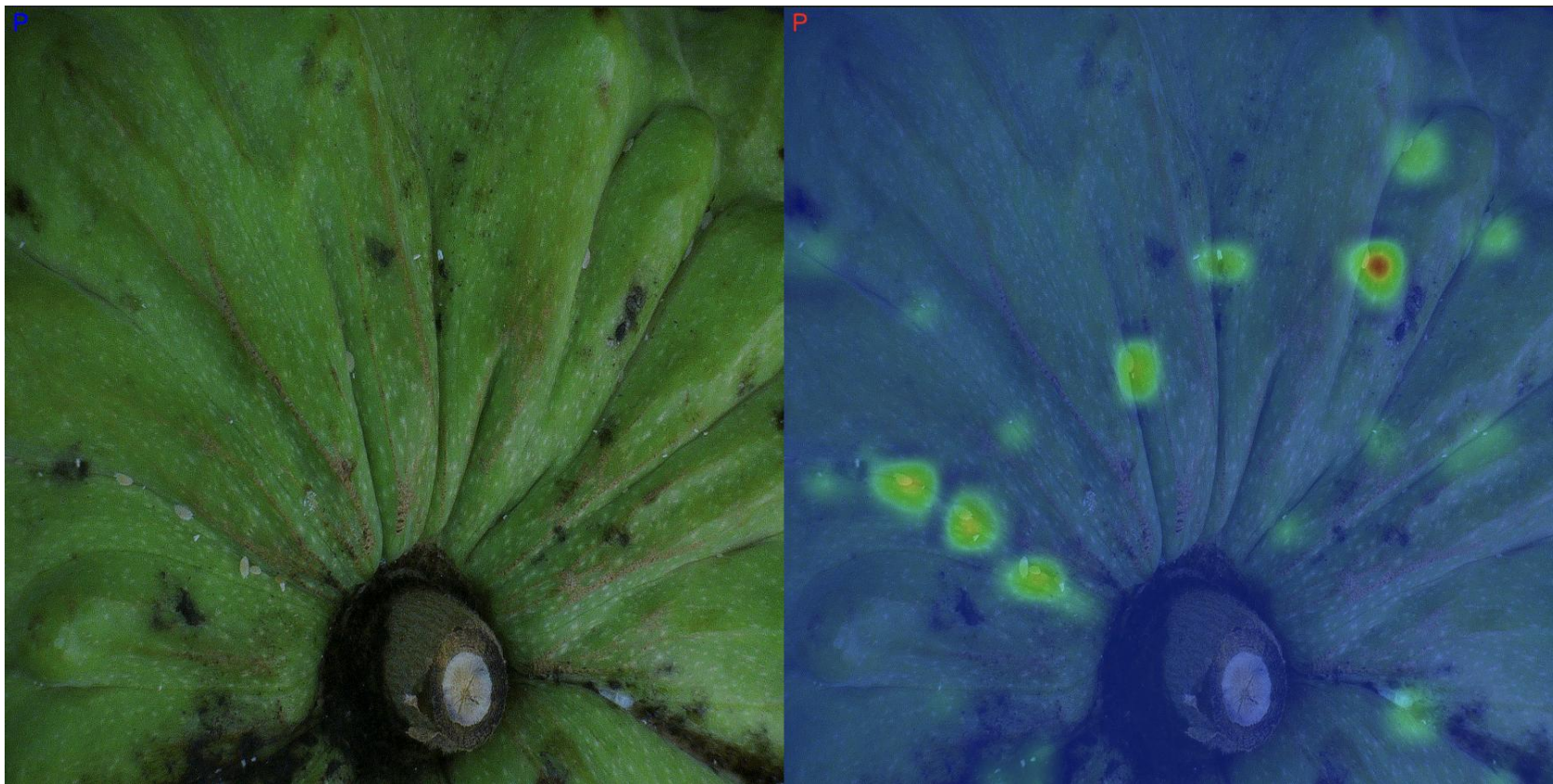
```
[[57.  0.]  
 [ 4. 71.]]
```

```
acc = 0.9696969696969697
```

```
recall = 0.9466666666666667
```

成功分類 - 1

- 熱點區域反映介殼蟲的分佈



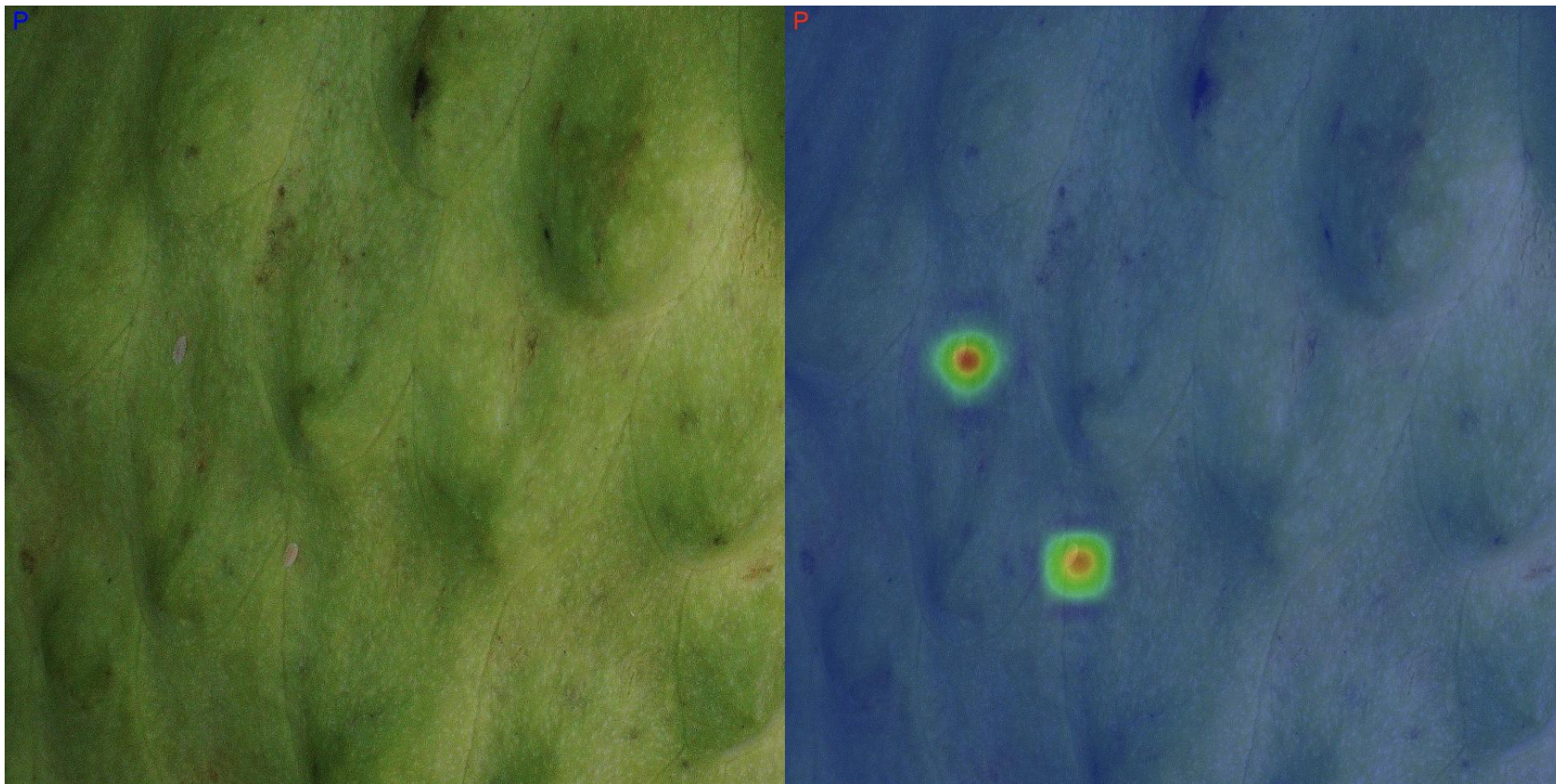
成功分類 - 2

- 白色的外包裝容易成為介殼蟲偵測的誤判區域



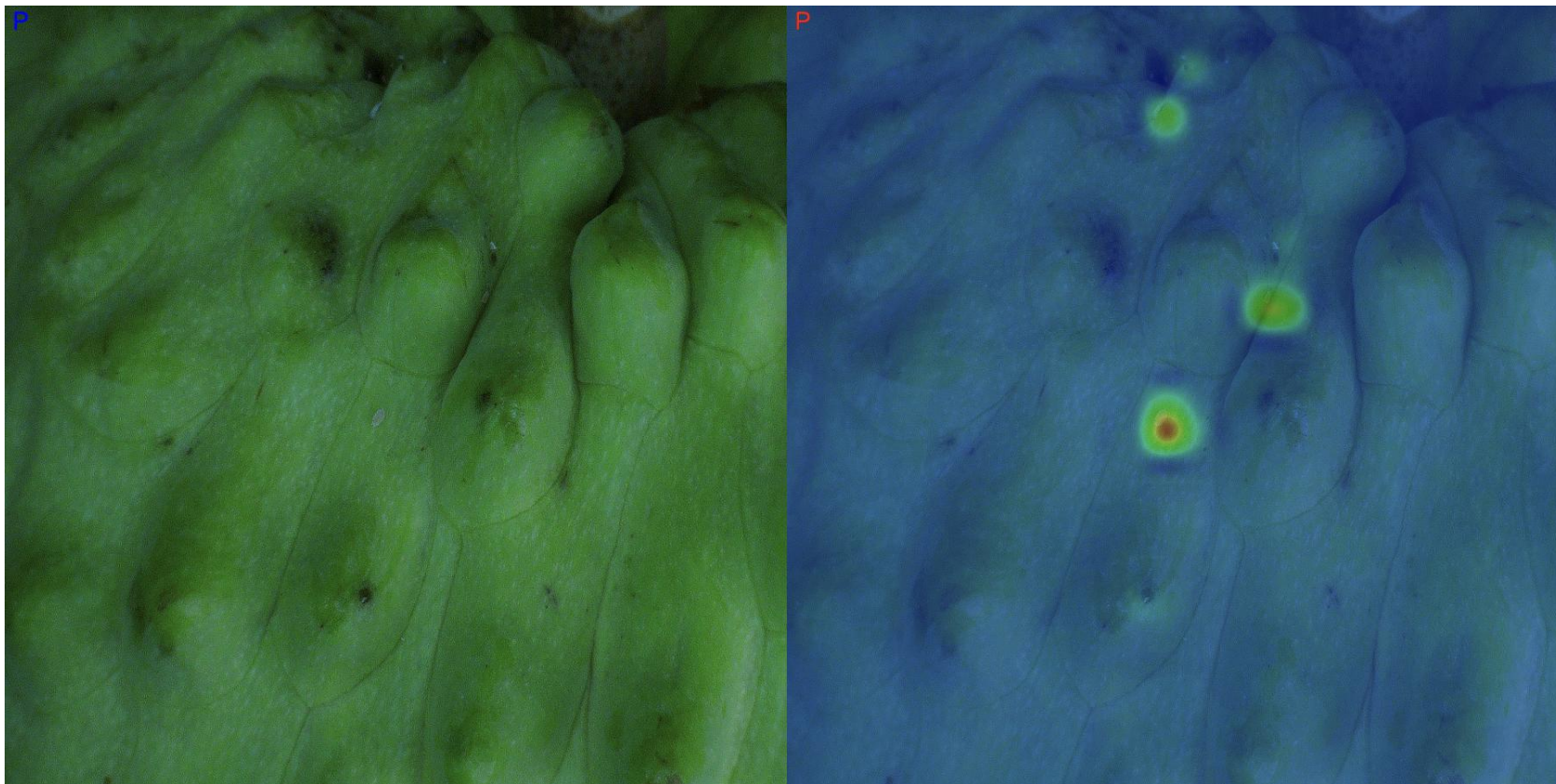
成功分類 - 3

- 紅色點通常為成蟲的所在位置



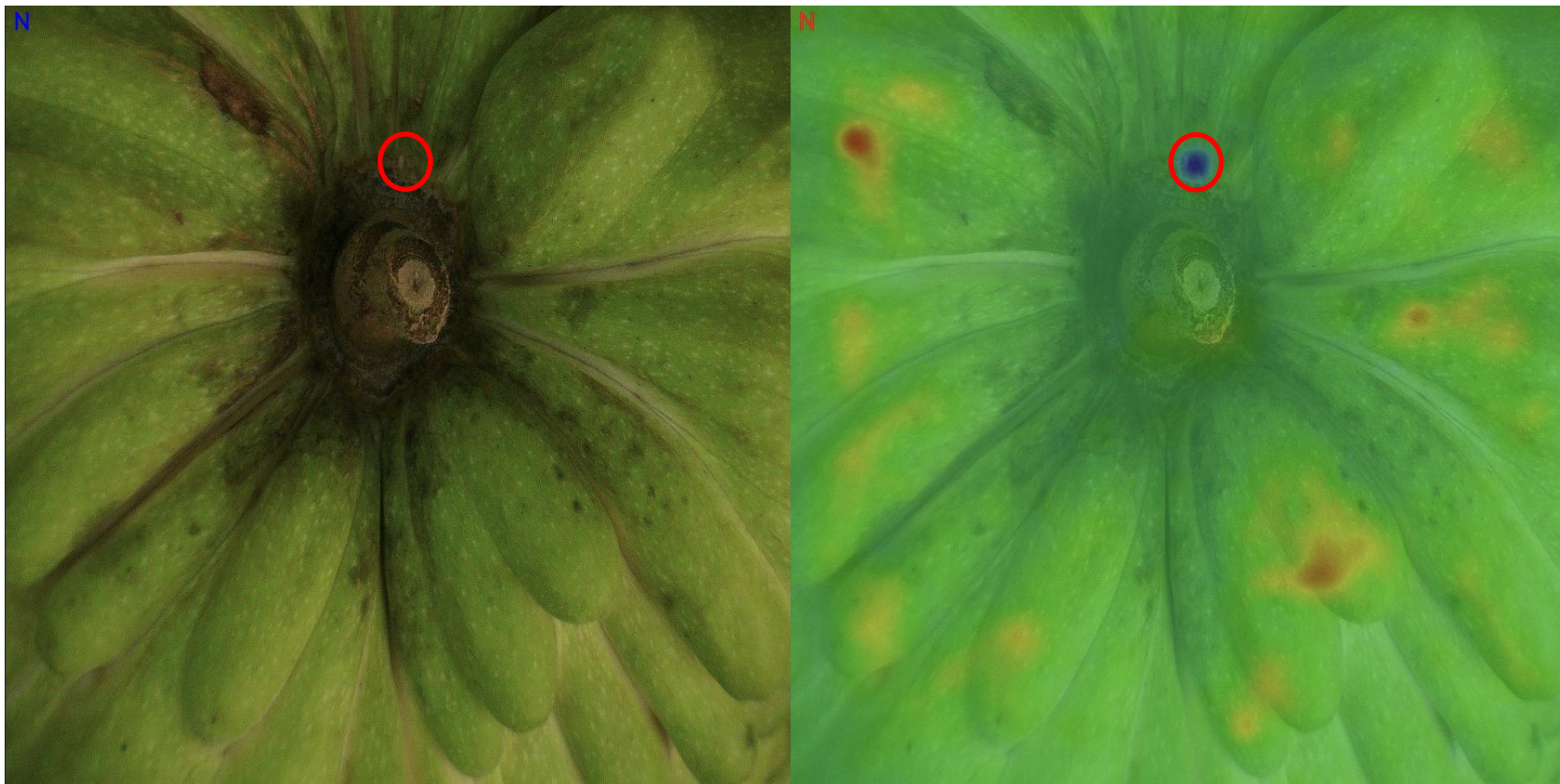
成功分類 - 4

- 模型能偵測到不明顯的介殼蟲並分類正確



錯判漏檢 - 1

- 模型有偵測到細小的介殼蟲特徵，但不夠明顯到影響分類結果。



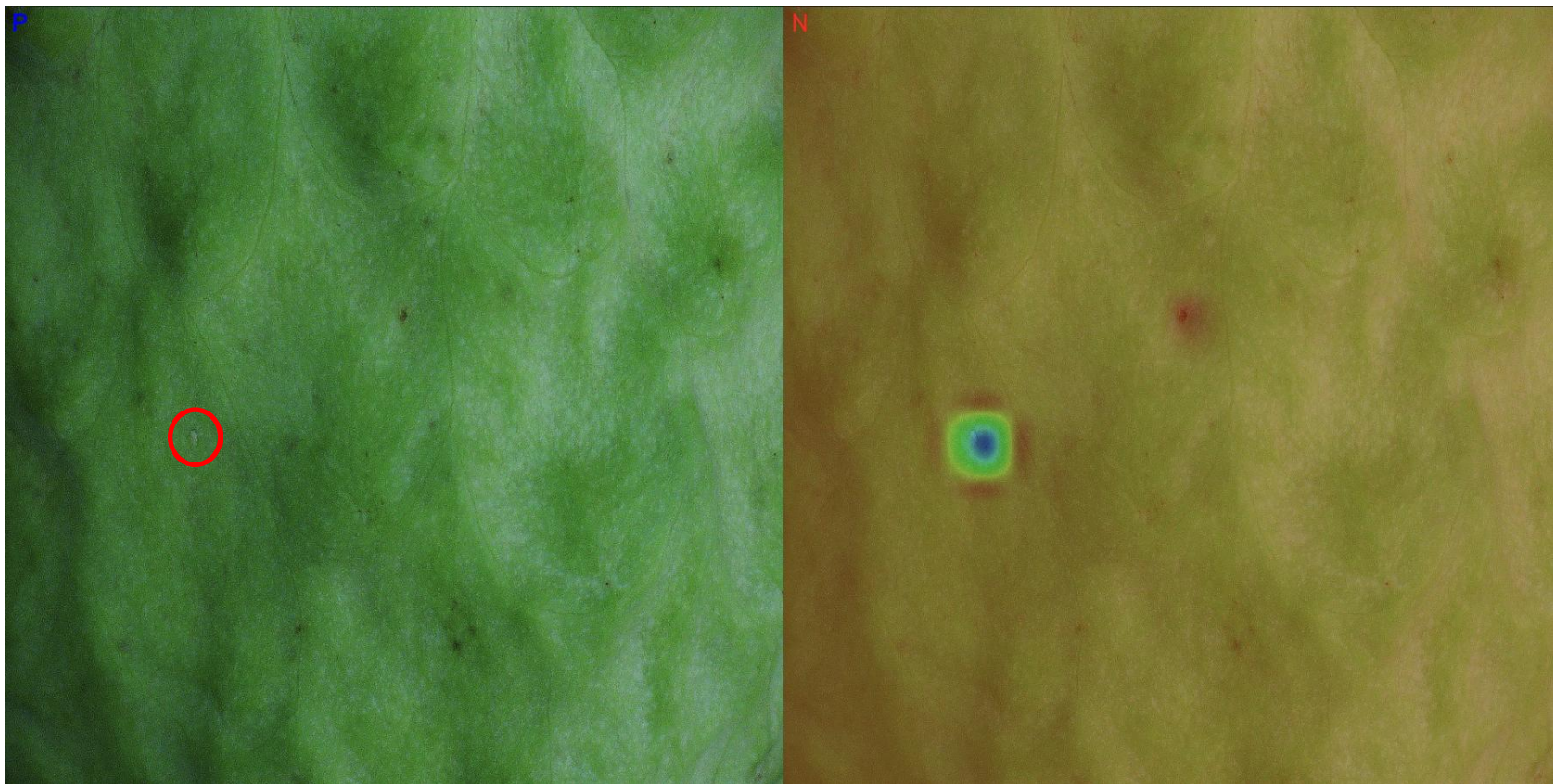
錯判漏檢 - 2

- 模型有偵測到細小的介殼蟲特徵，但不夠明顯到影響分類結果。



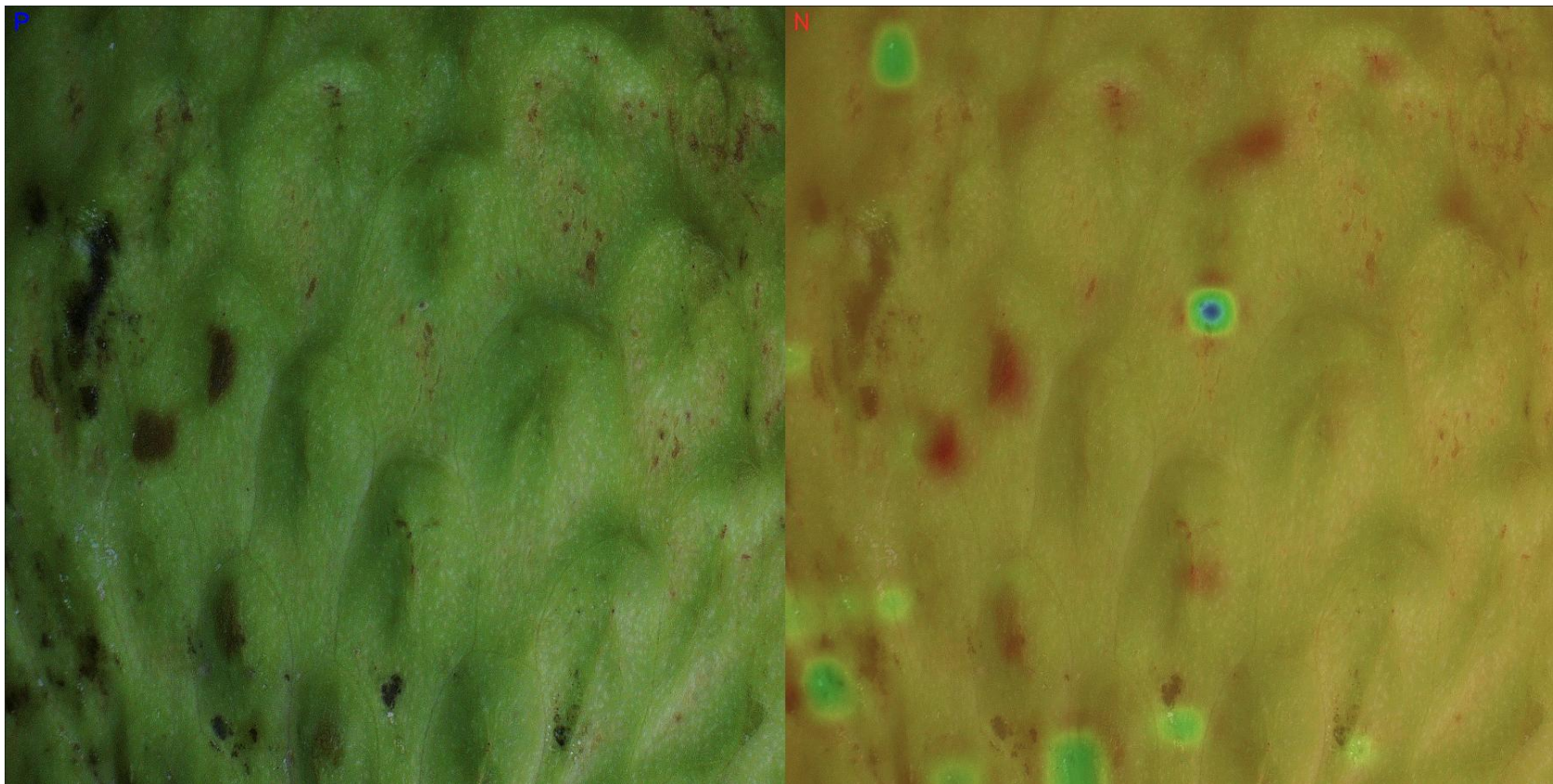
錯判漏檢 - 3

- 模型有偵測到介殼蟲的特徵，但似乎無蟲的特徵太強而分類錯誤。



錯判漏檢 - 4

- 介殼蟲所在的位置不夠明顯(不確定)



弱監督學習: 自動產生偵測標註

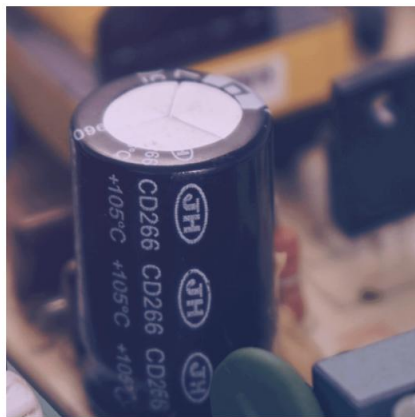
- 特徵可是化結果 → 偵測框



YOLO 物件偵測

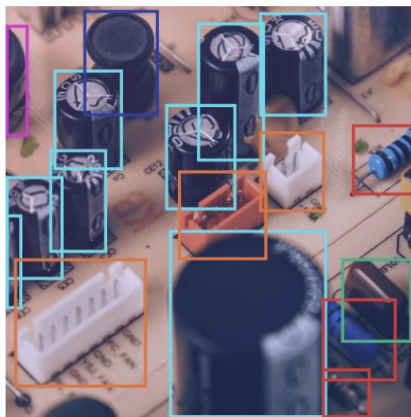
- 偵測模型

Classification



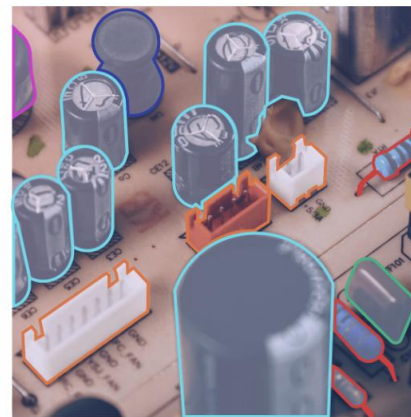
Capacitor

Object Detection



Capacitor, Resistor, Transformer,
Connector, Inductor, Polyester Capacitor

Segmentation



Capacitor, Resistor, Transformer,
Connector, Inductor, Polyester Capacitor

依偵測結果做分類

- 門檻值為 0.05 下的準確率
→ Accuracy = 0.9242 (122/132)
- 對應的敏感度 (召回率)
→ Sensitivity = 0.9867 (74/75)

[[48 9]
[1 74]]

Acc = 0.9242424242424242

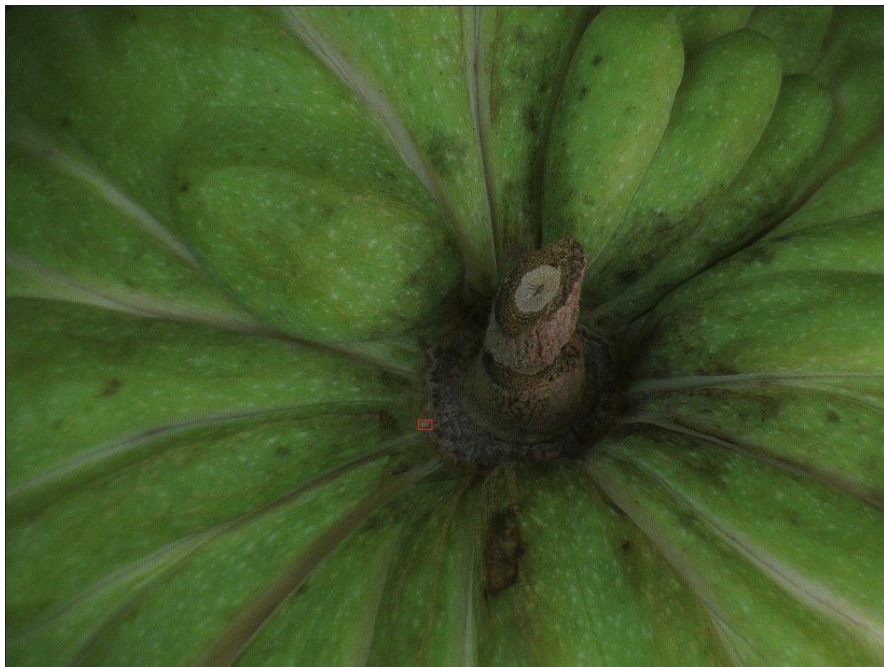
recall = 0.9866666666666667

有 9 例無蟲的案例被誤抓

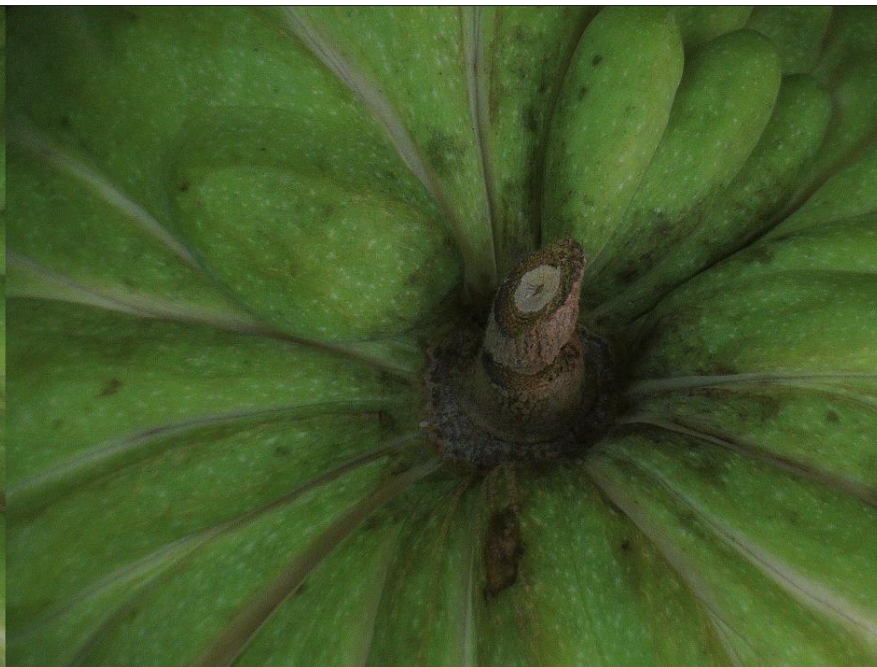
有 1 例有蟲的案例被漏抓

漏檢 - 1

- 介殼蟲的尺寸過小



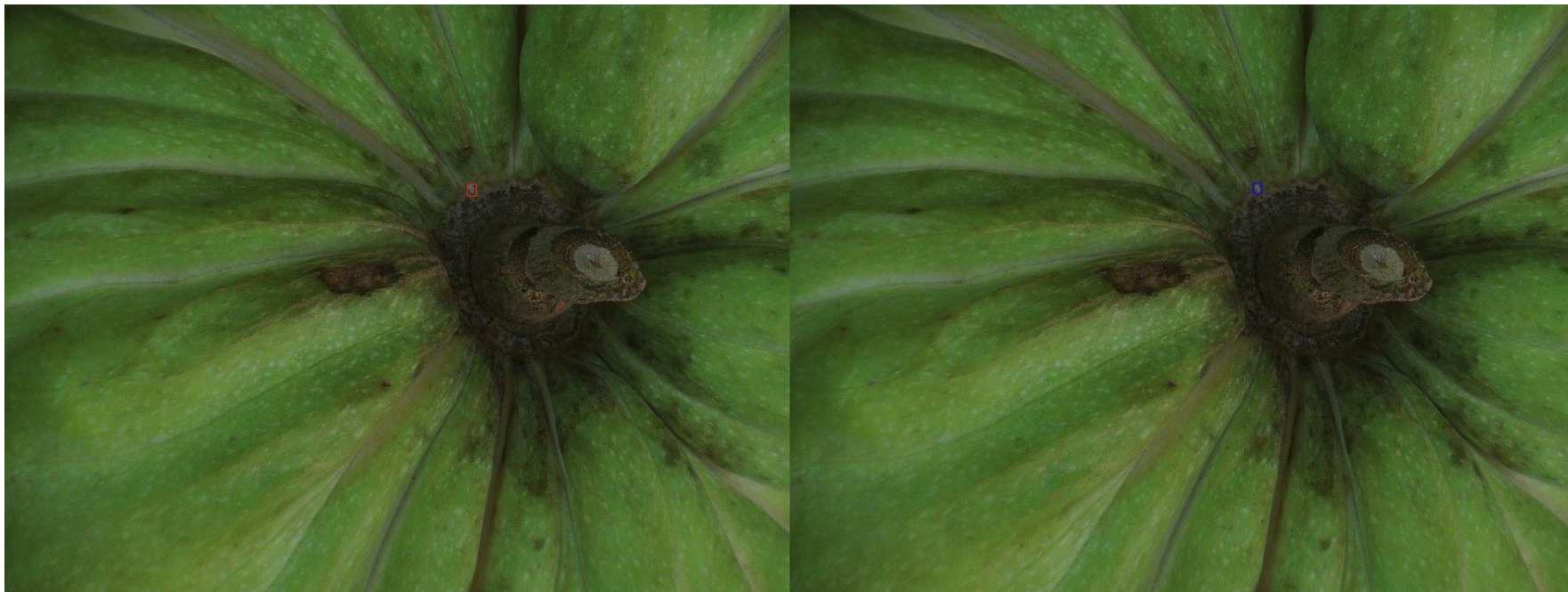
參考標註



模型偵測結果

成功檢測 - 1

- 同一隻介殼蟲在不同角度拍照的影像

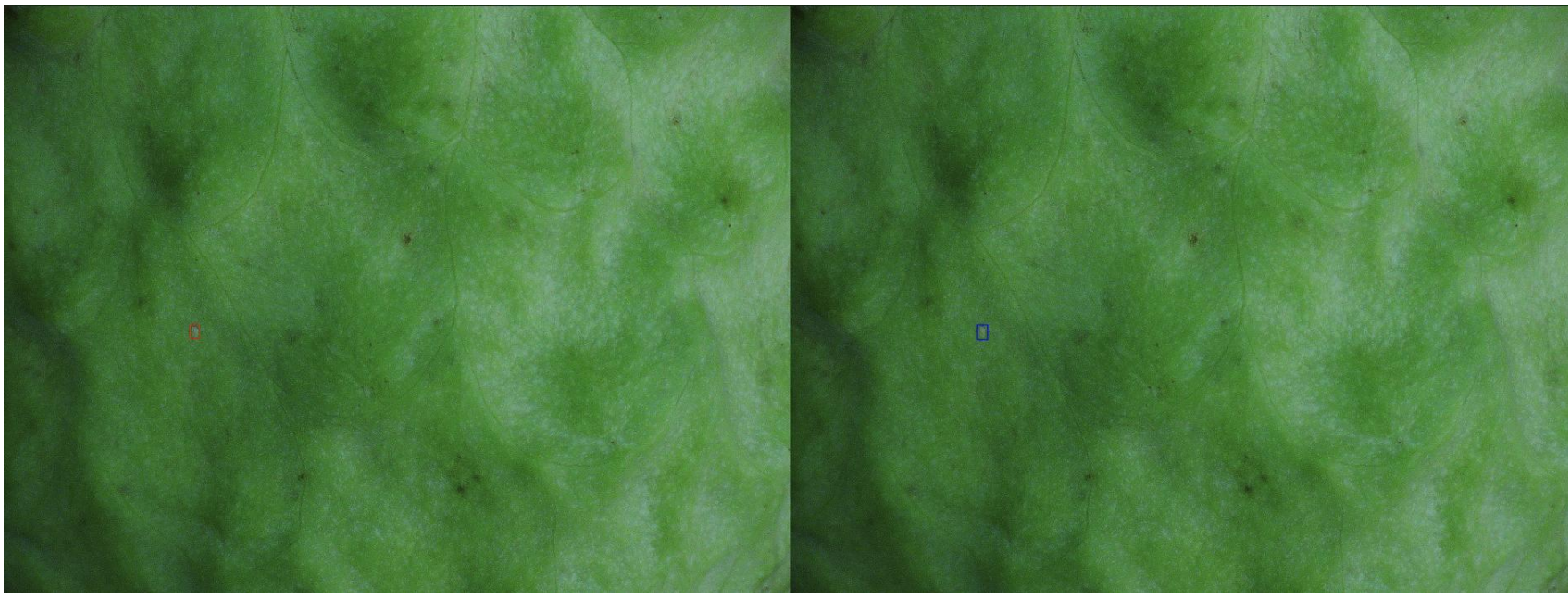


參考標註

模型偵測結果

成功檢測 - 2

- 此例分類模型會漏抓

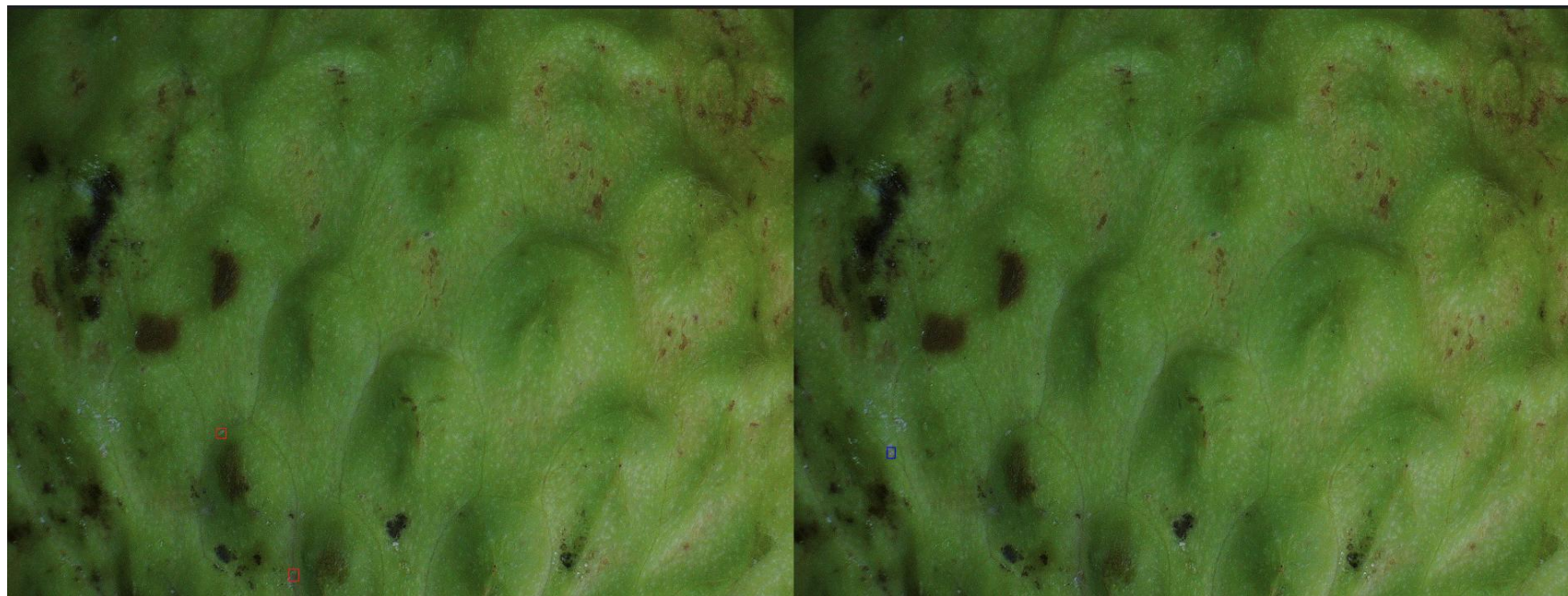


參考標註

模型偵測結果

成功檢測 - 3

- 此例分類模型會漏抓，但實際介殼蟲所在位置其實不是很確定。

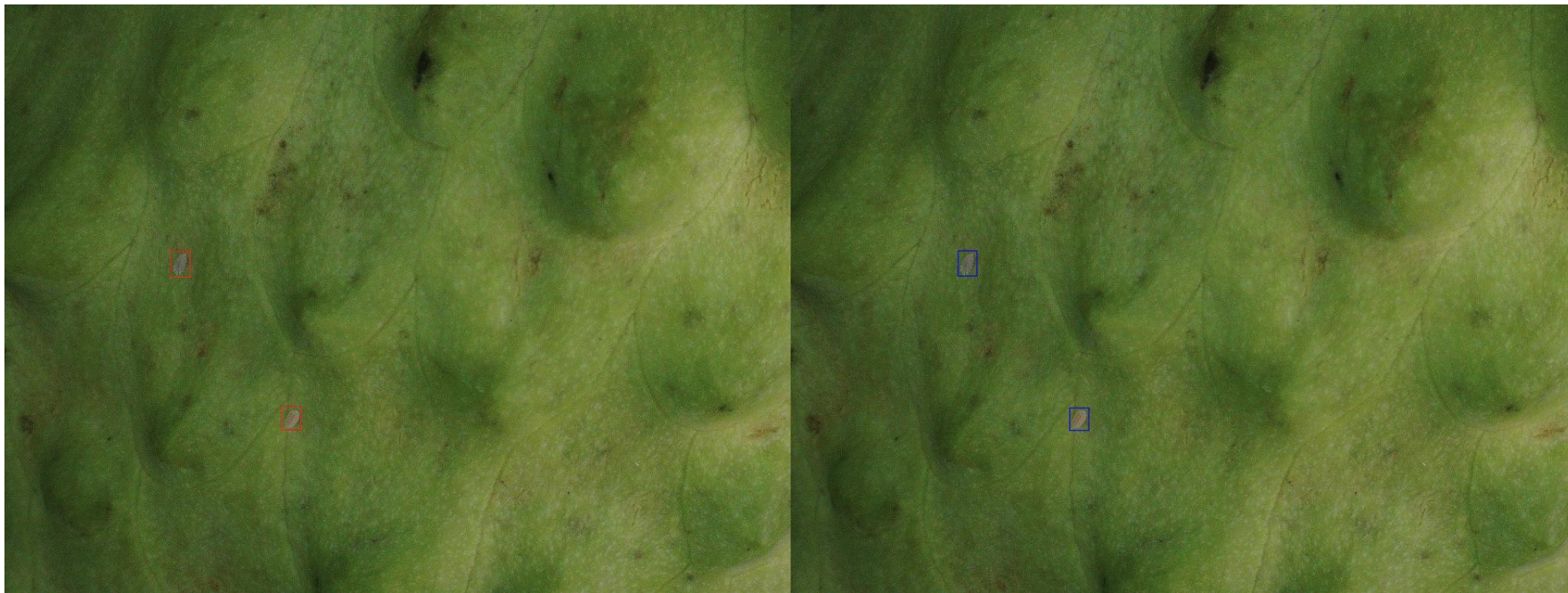


參考標註

模型偵測結果

成功檢測 - 4

- TP (GT:P, Pred:P)

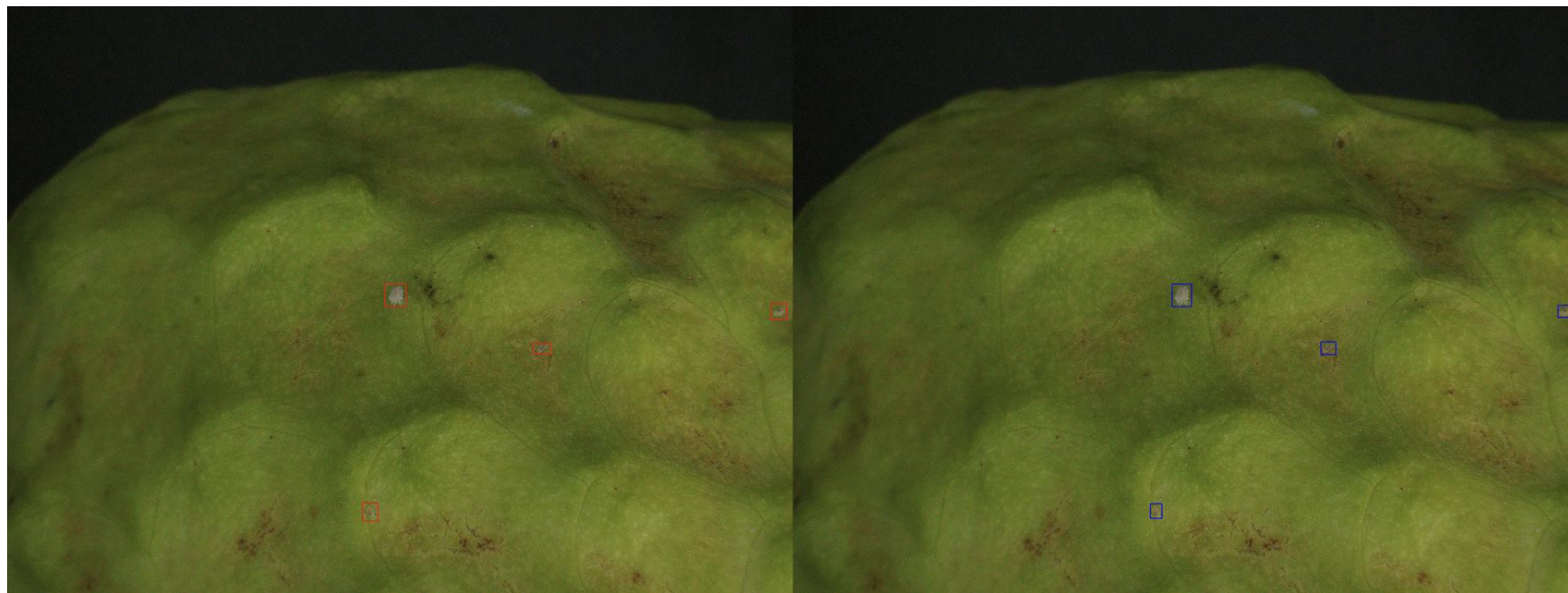


參考標註

模型偵測結果

成功檢測 - 5

- TP (GT:P, Pred:P)

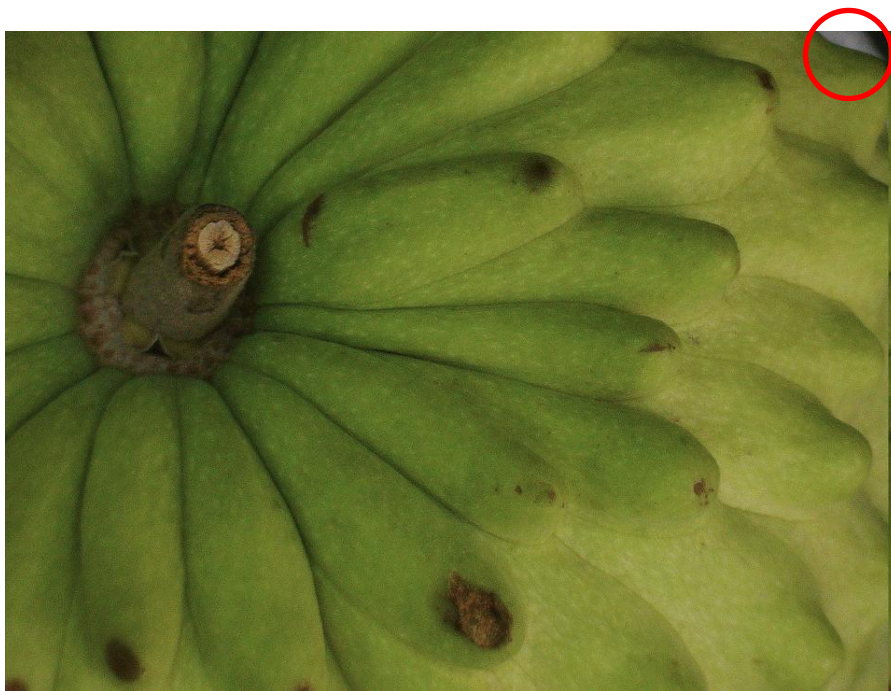


參考標註

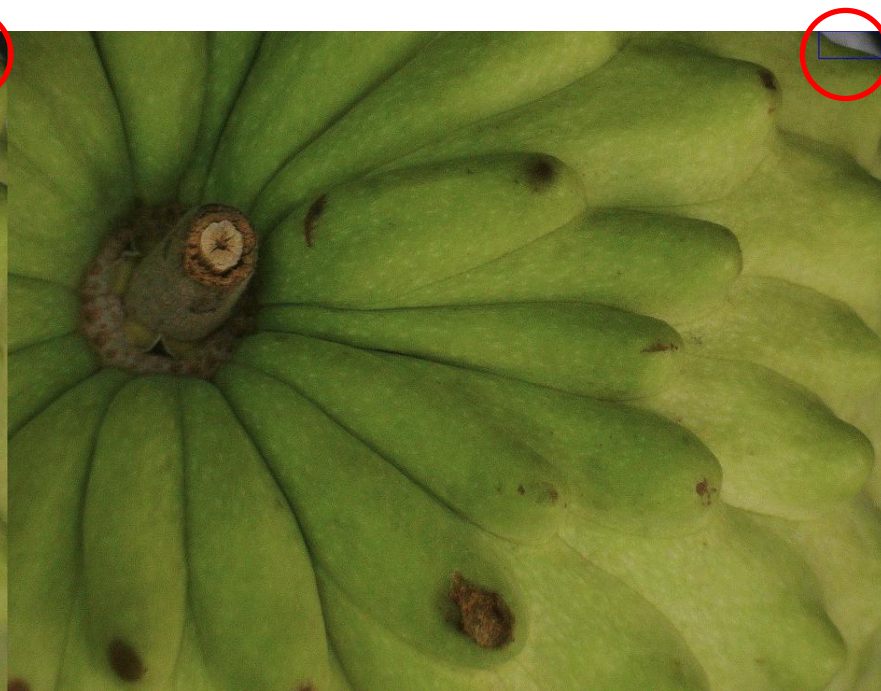
模型偵測結果

錯判過檢 - 1

- 白色的外包裝被模型誤判為介殼蟲



參考標註



模型偵測結果

錯判過檢 - 2

- 白色的外包裝被模型誤判為介殼蟲



參考標註



模型偵測結果

錯判過檢 - 3

- 白色的外包裝被模型誤判為介殼蟲



參考標註

模型偵測結果

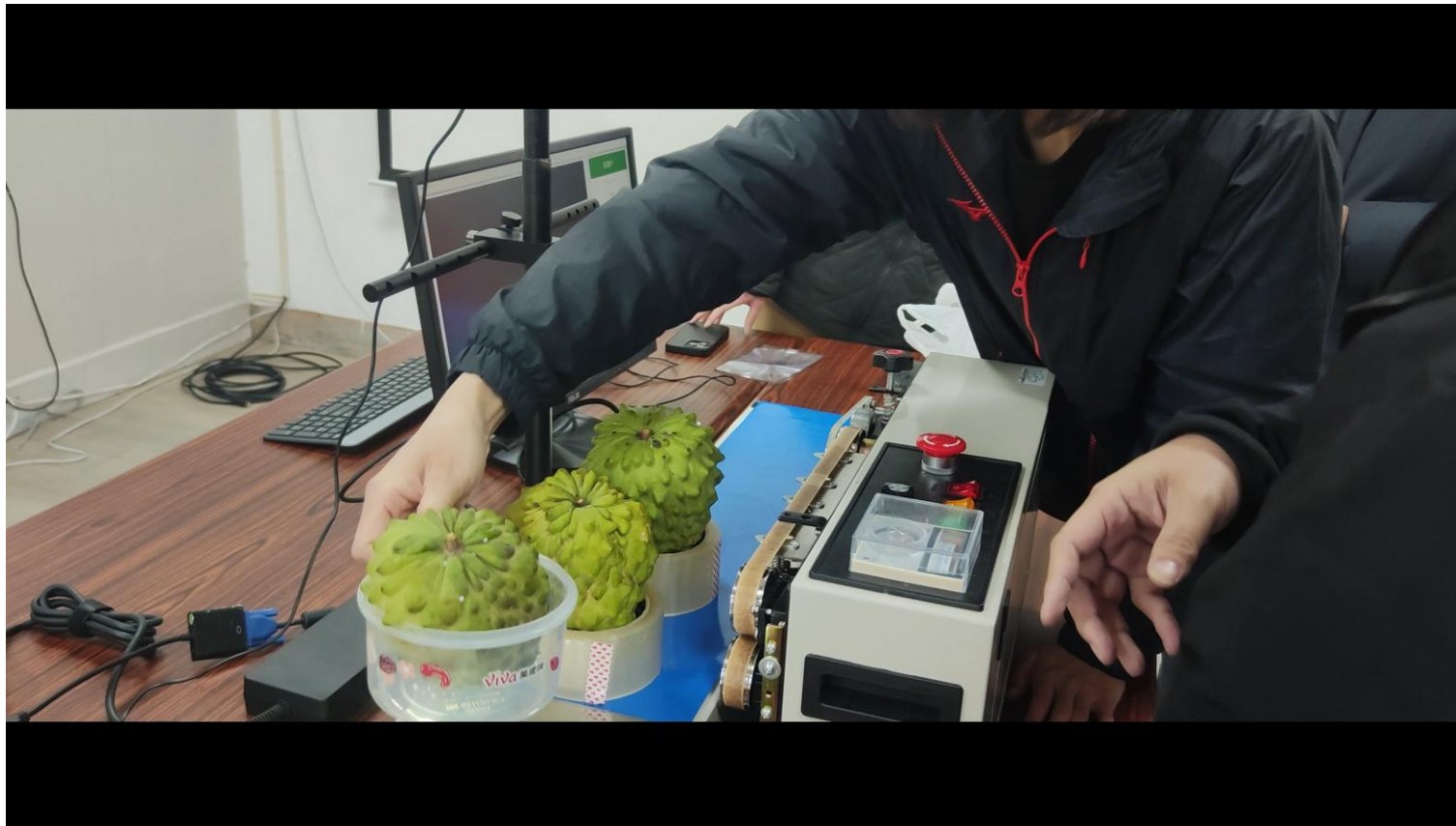


介殼蟲偵測系統介紹

-

釋迦上的介殼蟲偵測

模擬釋迦在動線上的介殼蟲偵測



未來挑戰

- 對於外包裝進行去背處理外，隙縫中小顆一粒粒的蟲卵也要偵測出。





Thank you. Any Questions?

Contact: wiewenhsu@nttu.edu.tw