



中國工程師學會
Chinese Institute of Engineers - Taichung Chapter
台中分會會訊

NO. 63

發行人：溫志超
編輯：葉秀貞、史立敏、林秋惠

中華民國110年05月

COVID-19防疫專區



保持手部清潔



定期量體溫



人多戴口罩



保持社交距離



出入實聯制



定期消毒環境

衛生福利部疾病管制署
Taiwan Centers for Disease Control

目錄

一、會務動態	2
二、專題報導	5

會務動態

中國工程師學會(台中分會)51屆第8次理監事聯席會議紀錄

時間：110年5月21日（星期五）；上午10點00分

地點：視訊會議

與會人員：溫志超理事長、柳文成常務理事、徐啟銘理事、林俊良理事、黃國興理事、蔡清池常務監事、蔡清標理事

紀錄：史立敏

開票人員：林秋惠、黃怡菁

會議錄影：江佑晟、林育詳

列席：葉秀貞秘書

壹、主席致詞

因疫情嚴峻，中國工程師學會暨各專門工程學會110年聯合年會由原定6月4日延期至7月9日召開。

貳、討論事項

一、第52屆理、監事選舉開票事宜：

說明：由於疫情關係，為避免群聚造成大規模感染，內政部於110年5月18日發佈台內團字第1100280794號公告，即日起全國各級人民團體應停止召開會員（會員代表）大會辦理改選事宜，至中央流行疫情指揮中心全面解除第三級警戒止。

擬辦：

方案一、選票暫時彌封，待疫情趨緩，放寬集會規定後，召開臨時理監事會議時進行開票。

方案二、於今天視訊會議中，同步進行視訊開票作業，並錄影存證。

提請討論：

決議：藉由視訊仍能達到公平、公正、公開的效果，因此同意採第二方案，會議中同時進行開票作業，並錄影存證。

開票結果第52屆理事當選人為：林正堅、林佑昇、柳文成、高書屏、徐啟銘、張傳育、黃國興、溫志超、謝慶豐等九位，候補理事第一順位為陳永祥、第二順位為張錦法等會員。

監事當選人為:柯正龍、蔡清池、蔡清標，候補監事第一順位為吳宏偉、第二順位為程德勝等會員。

二、 舉辦 110 年本分會會員大會事宜

說明：由於疫情嚴峻，短期內無緩和跡象，且政府已明文規定停止召開會員大會，為了會員安全起見及避免群聚造成感染，本分會 110 年會員大會是否於本屆理監事任內停辦。待後續疫情緩解後，由下屆理監事決議是否今年繼續辦理，提請討論：決議:110 年會員大會不在本屆理監事任期內辦理，由下屆理監事決定是否辦理。

三、 有關 110 年「傑出工程教授」、「優秀青年工程師」、「傑出工程師」評選結果：

說明：110 年「傑出工程教授」、「優秀青年工程師」、「傑出工程師」經由理事長聘請林呈常務理事、謝慶豐理事、黃國興理事、蔡清池常務監事、柯正龍監事及理事長本人擔任評選委員，並經全體出席理、監事一致同意後，正式聘任，聘期至得獎名單產出且確認為止。

經評選委員親自出席投票，候選人得票通過達出席委員三分之二以上(含)者，名單如下：

(一)、「傑出工程教授獎」：

- (1). 國立中興大學生醫工程研究所程德勝教授兼所長
- (2). 國立雲林科技大學張傳育特聘教授

(二)、「優秀青年工程師獎」：

- (1). 中龍鋼鐵股份有限公司冶金技術處技術服務程彥嘉工程師
- (2). 逢甲大學電子工程學系張錦法助理教授

(三)、「傑出工程師獎」

- (1). 財團法人金屬工業研究發展中心智慧技術發展組吳文傑副組長

是否通過上述人員為今年各獎項得獎人，提請討論：

決議:通過上述人員為本分會 110 年各獎項得獎人。

四、110 年各獎項得獎名單是否公告並通知得獎人

說明:各獎項得獎人如經本次理監事通過，是否於會議結束後公告並通知得獎人，提請討論:

決議:會後公佈得獎名單，並通知各得獎人。

參、散會

全方位多視角 AI 影像檢測儀器

陳永祥

國家中山科學研究院/工程師

中文摘要：

本研究開發「全方位多視角 AI 影像檢測儀器」，可提供多相機三維重建及多視角 AI 影像資訊。其特性為四部相機多視角取像， C_0 為中間相機固定不動為量測幾何中心點，提供一正拍影像；其餘三部相機 $C_1\sim C_3$ 提供側拍影像，以共圓球體相隔 120° 可延圓弧桿件調整多視角取像。(1)多相機三維重建：將多視角相機置於圓弧軌跡內移動至指定位置共球體內定位取像，藉由改變相機間之夾角大小，可改變相機擷取影像範圍。若同時擷取四部相機 C_0, C_1, C_2 及 C_3 之多視角影像，透過任二部相機構成立體相機對，利用左右邊影像匹配視差原理，可編列立體相機對 C_0-C_1, C_0-C_2 及 C_0-C_3 進行各局部三維重建。(2)多視角影像 AI：以動物實驗進行分類，假設肌肉為正常組織，脂肪為異常組織。拍攝 $1\text{ cm} \times 3\text{ cm}$ 豬肉肌肉可得到正拍角度一張 C_0 影像及側拍角度($0^\circ, 120^\circ, 240^\circ$) 三張 $C_1\sim C_3$ 影像，分析里肌肉(正常組織)及五花肉(病理組織)兩種類型的豬肉，以多視角影像進行深度學習模型訓練，分類出該影像屬於里肌肉(正常組織)或是五花肉(病理組織)。

中文關鍵詞：多相機、立體視覺、三維重建、多視角 AI。

一、研究內容

1. 研究背景

光學量測方法具有全域性、非接觸性、非破壞性、高量測精度及與即時量測的特色，為實驗力學領域中相當重要的一環。其中，非接觸的優點在於不會對待測物體造成破壞，而精度高與即時量測對現今無不追求輕薄短小為研發的產業而言，是相當重要的量測特性，因而結合了這些優點，光學量測漸漸成為目前的研究重點之一。而光學量測方法眾多，諸如電子光斑影像干涉術(Electronic Speckle Pattern Interferometry, ESPI)、光彈法(Photoelastic Method)、陰影雲紋法(Shadow Moiré Method)及數位影像相關(Digital Image Correlation, DIC)法等等。由於數位時代的來臨，使用這些光學量測方法時，通常都會搭配影像處理技術。醫學病理影像量測發展朝全域性、大範圍及快速量測發展，為

達實用目的，醫學病理影像不能只單靠二維顯微鏡進行顯觀量測，有必要發展全方位多視角觀測之醫療影像檢測儀器，故擬發展三維醫學病理大範圍量測系統是非常重要的課題。本研究提出「全方位多相機取像裝置」醫療影像檢測儀器可提供多相機三維重建及多視角影像 AI 資訊。其特性為四部相機多視角取像， C_0 為中間相機固定不動為量測幾何中心點，提供一正拍影像；其餘三部相機 $C_1\sim C_3$ 提供側拍影像，以共圓球相隔 120° 可延圓弧桿件調整多視角取像。

2. 儀器系統架構

圖 1 為本研究開發儀器之全方位多相機取像裝置實體照片圖，圖 2 為其四部相機拍攝平板取像畫面。表 1 為儀器系統規格，由四部相機搭配四顆 12 mm 1:2.0 1/1.8" 鏡頭進行多視角取像， C_0 為中間相機固定不動為量測幾何中心點，提供一正拍影像，如圖 1(a) 所示；其餘三部相機 $C_1\sim C_3$ 提供側拍影像，如圖 1(b)-(d) 所示，分別以共圓相隔 120° 可延圓弧桿件調整多視角取像畫面。

表 1. 儀器系統規格

規格	特性
相機數	四部相機多視角取像， C_0 為中間相機固定不動為量測幾何中心點，提供一正拍影像；其餘三部相機 $C_1\sim C_3$ 提供側拍影像，以共圓球相隔 120° 可延圓弧桿件手動調整多視角取像。
相機	UI-3130CP Rev. 2 - IDS Imaging Development Systems GmbH, USB 3.0, CMOS, 575.0 fps, 800×600 , 0.48 MPix, 1/3.6", ON Semiconductor, Global Shutter.
鏡頭	UH1220-10M, Focal Length: 12 mm, Aperture: f/2.0~C, Min. Working Distance: 10 cm, Distortion: <0.1%
圓弧桿件	三個圓弧桿件，其半徑為 15 公分。
量測範圍	可量測 $3 \text{ cm} \times 3 \text{ cm} \times 3 \text{ cm}$ (L×W×H) 工作範圍內，單部相機可量測最小 0.375 mm 解析度。
儀器尺寸	$40 \text{ cm} \times 40 \text{ cm} \times 40 \text{ cm}$ (L×W×H)。
電源	110 V / 60 Hz。

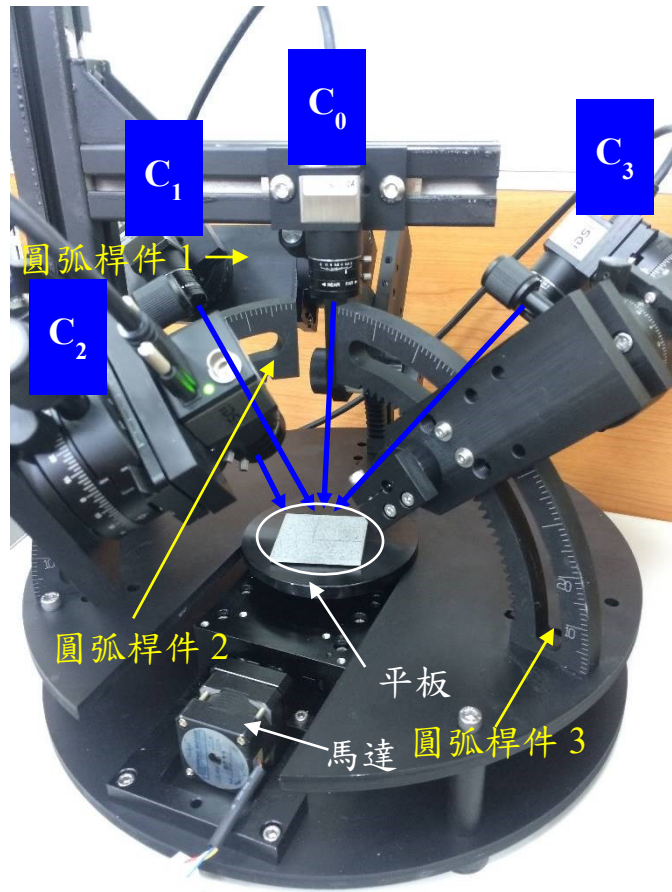


圖1. 全方位多相機取像裝置實體照片圖

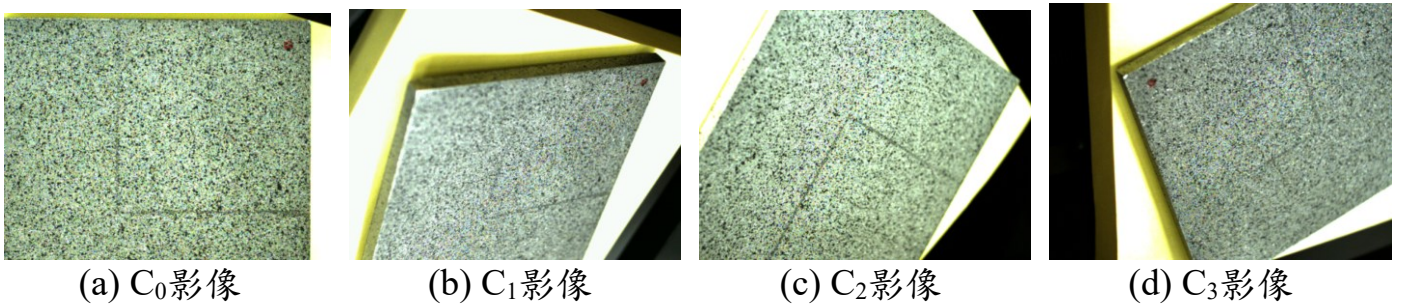


圖2. 四部相機拍攝平板多視角取像畫面

(1) 全方位多相機取像裝置

在 3D 視覺的應用中，一般使用在不同位置拍攝兩張影像，整個場景的相對深度可以從 2D 影像重建。圖 3 為目前市場上應用影像相關方法為基礎之非接觸式影像量測結構體變形的 3D 重建產品，為習知兩部相機所構成立體視覺之量測實體架構，可用來量測物體 3D 全域表面量測的系統，此技術乃利用物體表面的特徵，做為表面比對標的，可得到 3D 重建量測。圖 1 為現有 3D 重建產品，使用兩部相機架構進行量測。當量測範圍超過兩部相機量測可視範圍時，只能觀測局部影像，無法量測物體遮蔽區域。本研究研發「全方位多相機取像裝置」採用共球體架設方式，解決物體有遮蔽問題，且藉由多部相機可增加交會區域進行 3D 重建。圖 4 為本研究「全方位多相機取像裝置」，為至少四部相機組成，其技術方法為控制多相機之光軸中心共球體。其中，一部中間相機(C₀)設置為系統幾何中心及三部相機(C₁~C₃)分別相隔 120 度共圓進行取像，調整機構帶

動各相機其中心都保持指向圓心，可延著圓弧以圓周運動取像並調整多相機間隔距離。提供一種方便拍攝多組影像之相機取像裝置，此裝置包含至少三個圓弧狀量測桿，使得以透過改變多相機體移動方式，以及透過旋轉座調整相機之角度，達到校正多相機圓周運動取像光軸之目的。其特徵為將多部相機固定於圓弧架，調整相機觀測角度，使之具有共球體特性，調整機構帶動各相機其中心都保持指向光軸中心。



圖 3. 現有 3D 重建產品

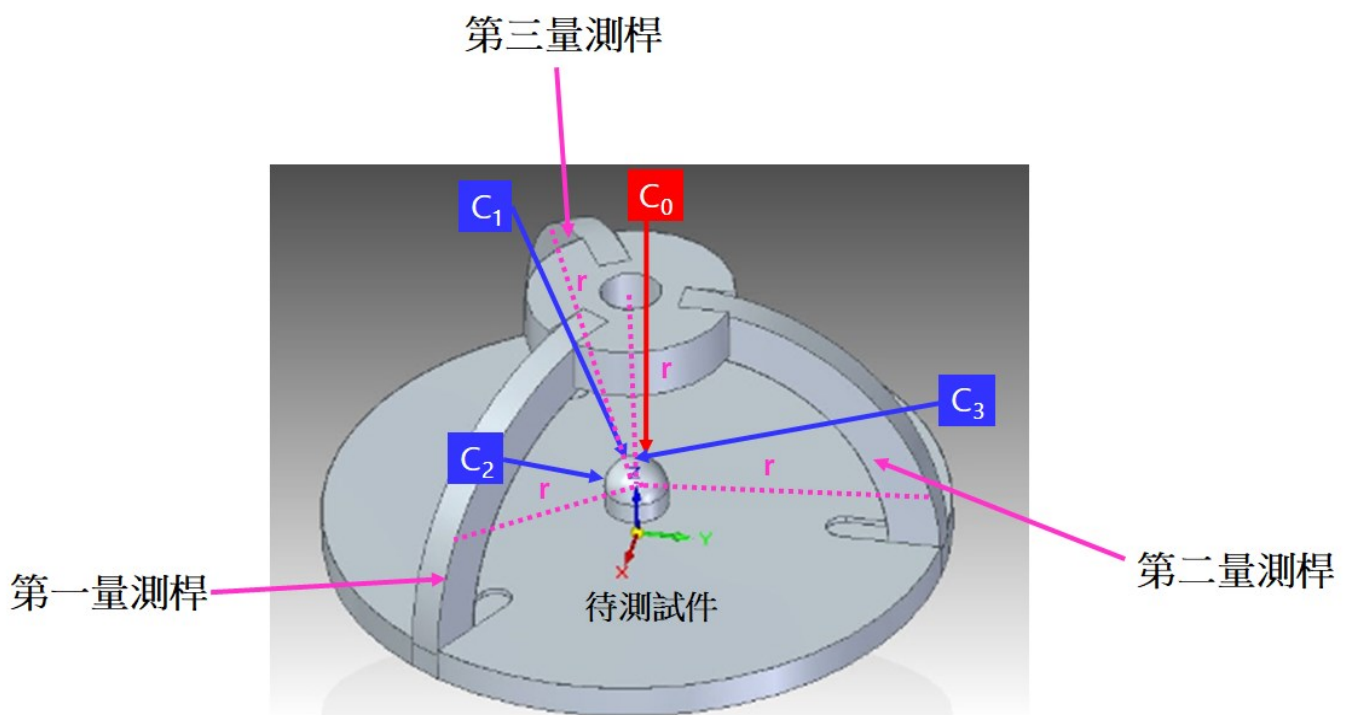


圖 4. 本研究「全方位多相機取像裝置」

本研究選用 IDS UI-3130CP 彩色相機為例，進行全方位多相機取像裝置進行模擬光學取像光路系統分析。圖 5 為 IDS UI-3130CP 彩色相機實體照片，表 2 為 IDS UI-3130CP

彩色相機規格。根據系統光學設計參數：影像解析度 800×600 及像素尺寸 $4.8 \mu\text{m}$ ，搭配 $12 \text{ mm } 1:2.0 \text{ } 1/1.8''$ 鏡頭，工作距離 15 cm 條件之下，進行多視角取像模擬光學成像分析，其模擬結果可量測 $3 \text{ cm} \times 3 \text{ cm} \times 3 \text{ cm}$ (L×W×H) 工作範圍內。

表 2. IDS UI-3130CP 彩色相機規格

Name	UI-3130CP Rev. 2
Family	CP
Interface	USB 3.0
Sensor type	CMOS
Manufacturer	ON Semiconductor
Frame rate	396 fps
Resolution (h x v)	800×600
Optical Area	$3.840 \text{ mm} \times 2.880 \text{ mm}$
Shutter	Global Shutter
Optical class	$1/3.6''$
Resolution	0.48 MPix
Pixel size	$4.8 \mu\text{m}$



圖 5. IDS UI-3130CP 彩色相機實體照片

圖 6 為模擬全方位多相機取像裝置之四部相機架設，拍攝如圖 7 的 $3 \text{ cm} \times 3 \text{ cm} \times 3 \text{ cm}$ 量測平板，得到圖 8 模擬四部相機拍攝平板多視角取像畫面。 C_0 為中間相機固定不動為量測幾何中心點，提供一正拍影像，如圖 8(a) 所示；其餘三部相機 $C_1 \sim C_3$ 提供側拍影像，如圖 8(b)-(d) 所示，分別以共球體相隔 120° 多視角取像畫面。

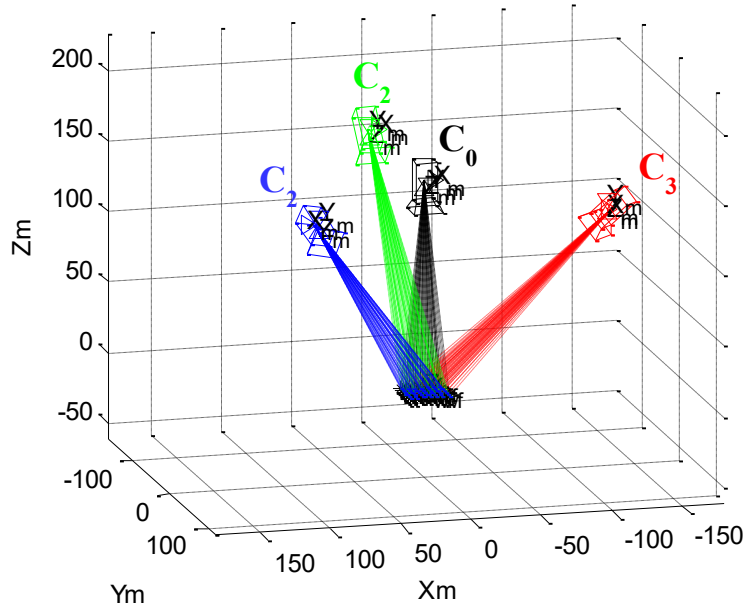


圖 6. 模擬全方位多相機取像裝置之四部相機架設

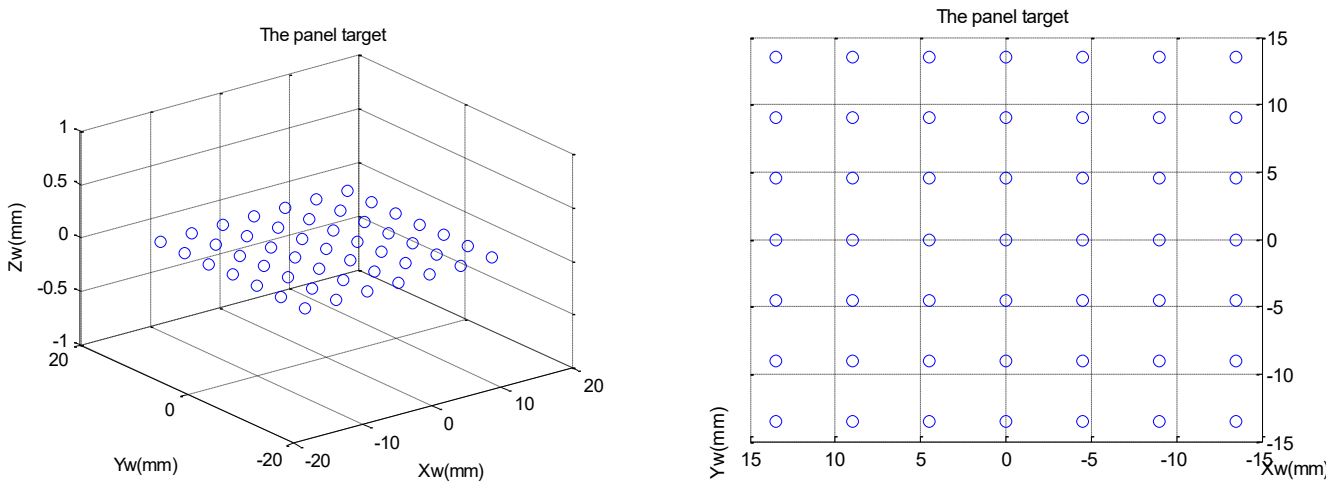
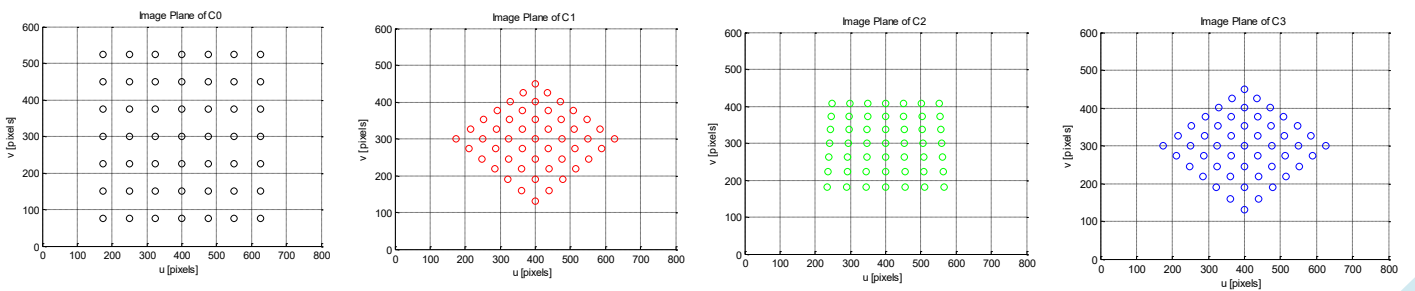


圖 7. 3 cm × 3 cm × 3 cm 量測平板



(a) C_0 模擬影像

(b) C_1 模擬影像

(c) C_2 模擬影像

(d) C_3 模擬影像

圖 8. 模擬四部相機拍攝平板多視角取像畫面

(2) 3D 立體視覺

一般由相機所擷取到的影像皆為 2D 的平面影像，已喪失深度資訊，不用任何補償的方法要由單張影像重建 3D 場景是很困難的。利用兩部相機同時擷取 3D 空間中同一目標物所得的兩張影像資訊則可計算出目標物的 3D 空間座標。將兩部相機架設於同一桿件之上，同時拍攝 3D 空間中的目標物，再利用立體匹配演算法找尋兩張影像上的相對應特徵點，接著再利用視差的方法來計算景深建立目標物的立體模型。雙眼立體視覺 (Stereo Vision) 重建三維的景深的步驟大致為：(1) 找出雙眼視覺兩影像中特徵點的對應關係；(2) 重建三維景深資訊。要了解立體成像之前必須先知道單一相機的成像原理，才能找出空間中立體對應的關係。藉由雙眼視覺 (Binocular Vision) 得到正確的視差，並進行左右影像立體匹配分析。

本研究提出「全方位多相機取像裝置」醫療影像檢測儀器為四部相機多視角取像， C_0 為中間相機固定不動為量測幾何中心點，提供一正拍影像；其餘三部相機 $C_1 \sim C_3$ 提供側拍影像，以共圓球體相隔 120° 可延圓弧桿件調整多視角取像。將多視角相機置於圓弧軌跡內移動至指定位置共球體內定位取像，藉由改變相機間之夾角大小，可改變相機擷取影像範圍。若同時擷取四部相機 C_0, C_1, C_2 及 C_3 之多視角影像，透過任二部相機構成立體相機對，利用左右邊影像匹配視差原理，可編列立體相機對 C_0-C_1, C_0-C_2 及 C_0-C_3 進行各局部三維重建。

(3) AI 影像辨識與分析技術

隨著電腦運算效能的提升與影像資料量日益增加，AI 影像辨識的應用越來越廣泛，從一般相片中的人臉辨識，或物體辨識，到醫學影像中的疾病辨識，只要影像數量夠大、影像訊息明確、欲分辨物體辨識度高，皆能建立 AI 影像辨識系統。本研究使用遷移學習 (transfer learning) 意旨把已訓練好的模型參數遷移到新的模型來幫助新模型訓練。考慮到大部分數據是存在相關性的，所以透過遷移學習我們可以將已經學到的模型參數通過某種方式來分享給新模型從而加快並優化模型的學習效率。

程式分析環境為 Python 3.6, Keras API, Convolution Neural Network : Xception model，如圖 9 所示。使用 Google 所提出的 Xception 作為我們的預訓練模型 (pretrain model)，該模型為 Inception 的進化版，模型參數更少，訓練更快速。並額外再根據我們的資料訓練一個兩層隱藏層 (hidden layer) 的深度神經網路 (Deep Neural Network, DNN)，如圖 10 所示，兩層隱藏層皆有 256 個神經元 (neuron)。預訓練模型 Xception 可以視為一個特徵提取的模型，我們將待測影像透過 Xception 模型擷取 2048 維的特徵，並利用這些特徵建立深度神經網路，以達到二分類的效果。

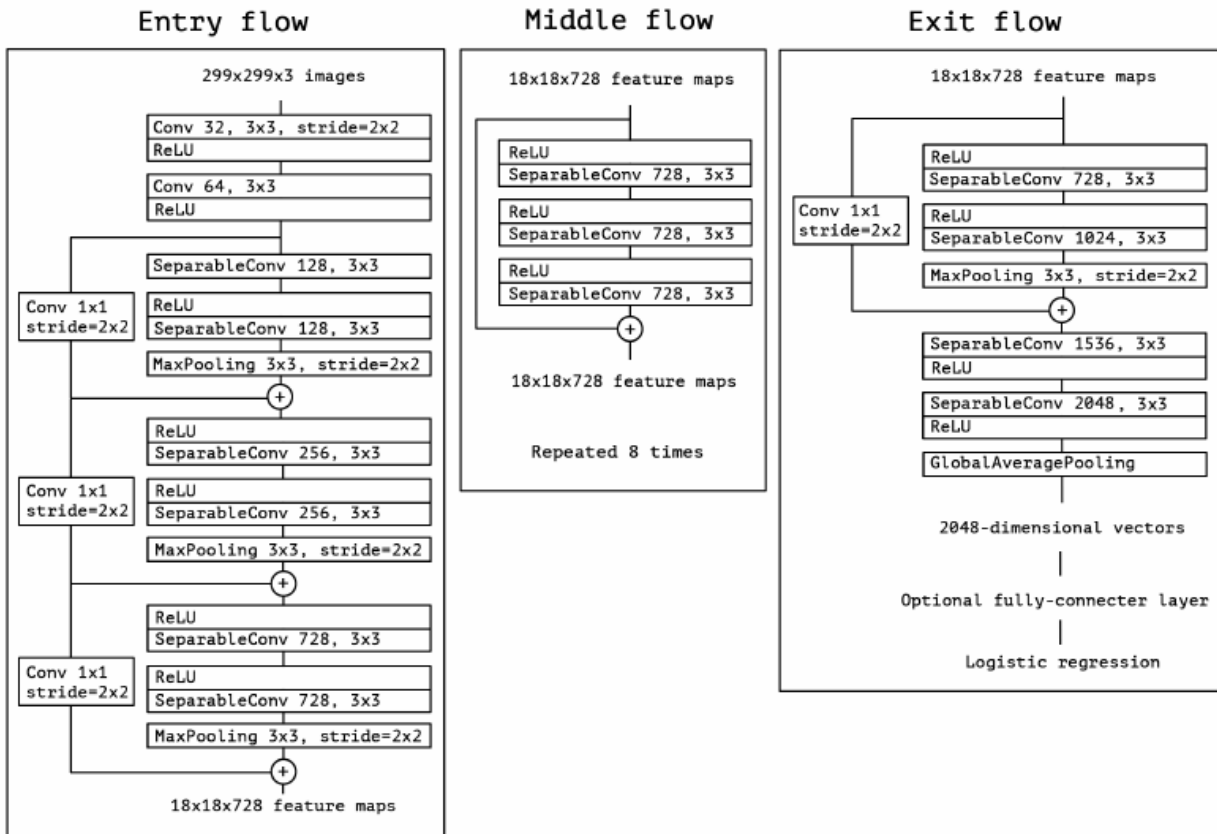


圖 9. 預訓練模型(Xception model)

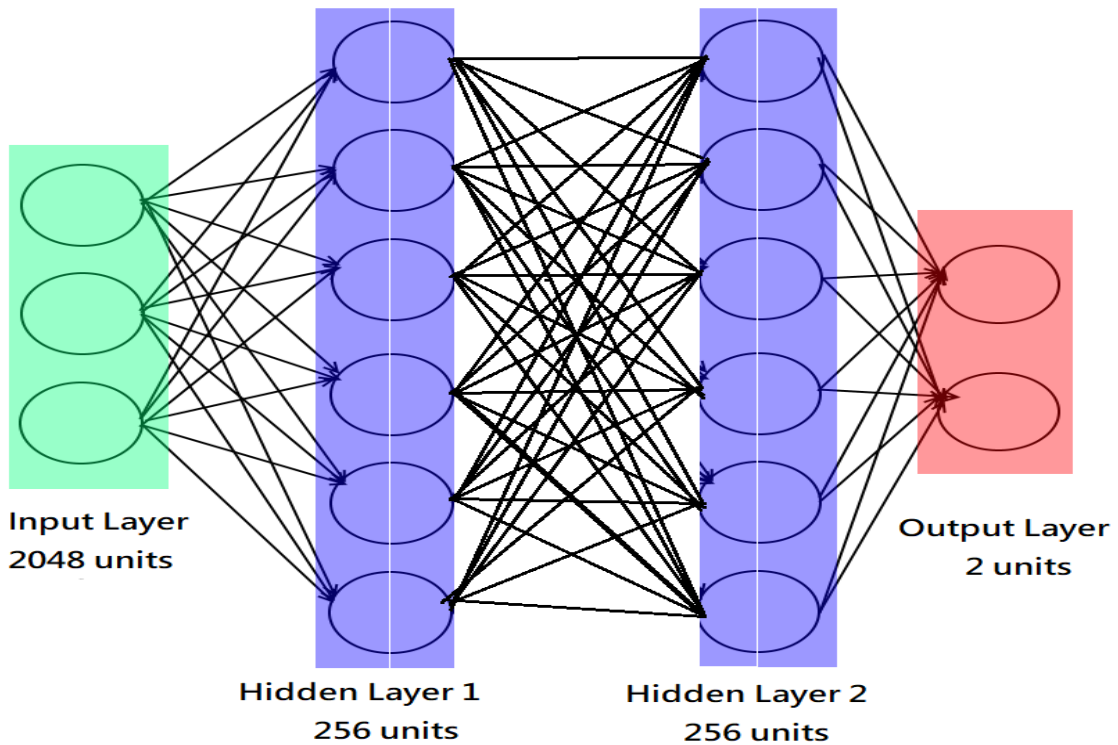


圖 10. 深度神經網路(Deep Neural Network, DNN)

3. 儀器系統量測與應用

(1) 多相機三維重建結果

將多視角相機置於圓弧軌跡內移動至指定位置共球體內定位取像，藉由改變相機間之夾角大小，可改變相機擷取影像範圍。若同時擷取四部相機 C_0, C_1, C_2 及 C_3 之多視角影像，透過任二部相機構成立體相機對，利用左右邊影像匹配視差原理，可編列立體相機對 C_0-C_1, C_0-C_2 及 C_0-C_3 進行各局部三維重建。以豬大腸為動物實驗例進行多相機三維重建結果。圖 11 為四部相機拍攝豬大腸多視角取像畫面。利用左右邊影像視差計算得到圖 12 的豬大腸多視角視差畫面。其中，圖 12(a)為 C_0-C_1 視差、圖 12(b)為 C_0-C_2 視差及圖 12(c)為 C_0-C_3 視差。最後，可得到圖 18 的編列立體相機對 C_0-C_1, C_0-C_2 及 C_0-C_3 各局部三維重建實驗結果。圖 13(a)為 C_0-C_1 局部三維重建、圖 13(b)為 C_0-C_2 局部三維重建及圖 13(c)為 C_0-C_3 局部三維重建。



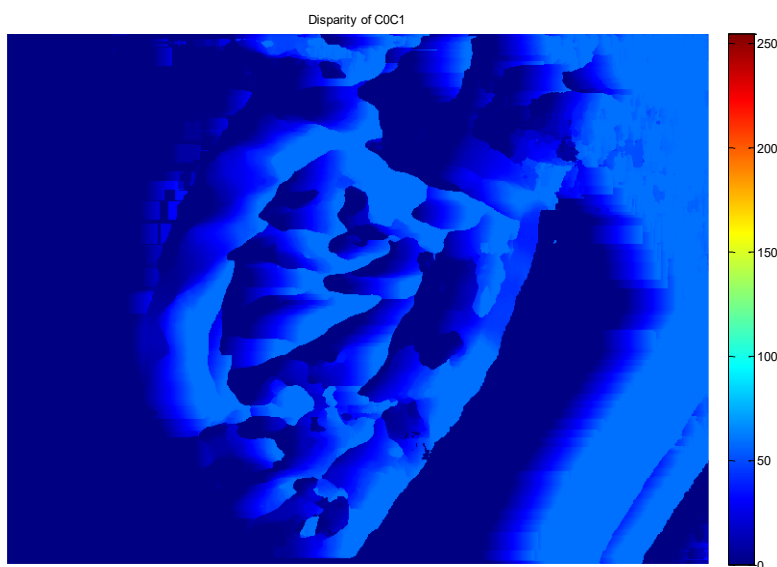
(a) C_0 影像

(b) C_1 影像

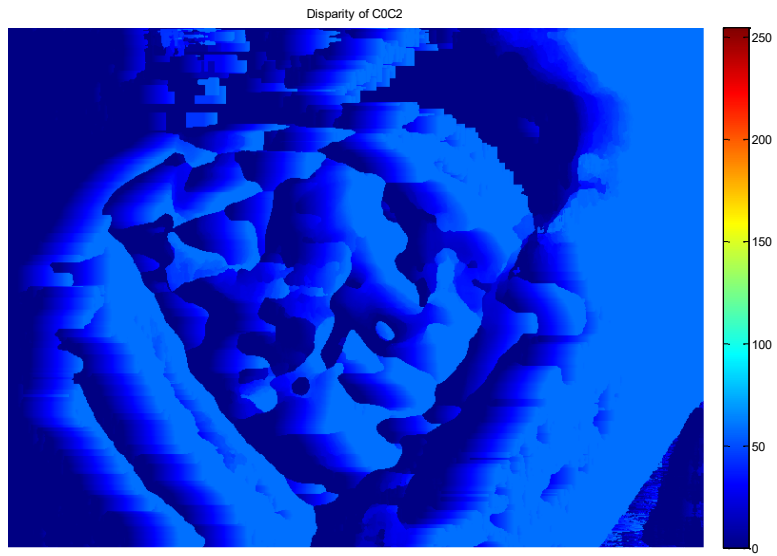
(c) C_2 影像

(d) C_3 影像

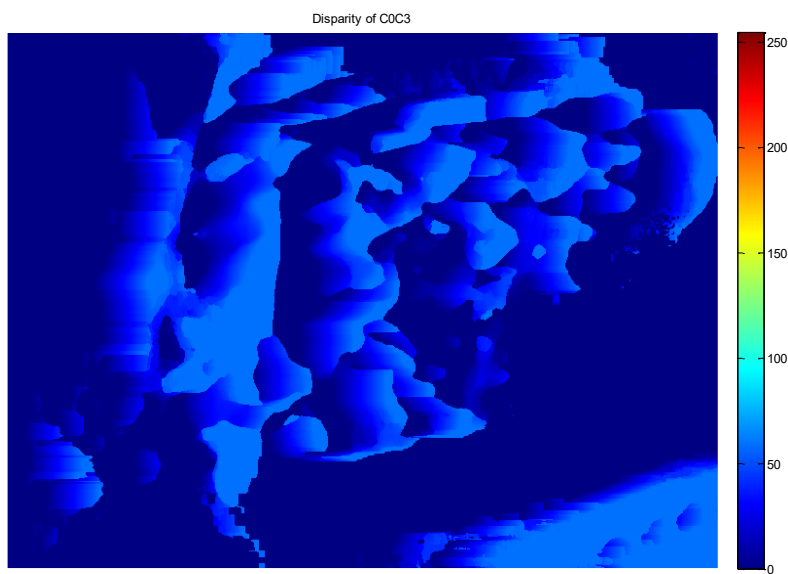
圖 11. 四部相機拍攝豬大腸多視角取像畫面



(a) C_0-C_1 視差

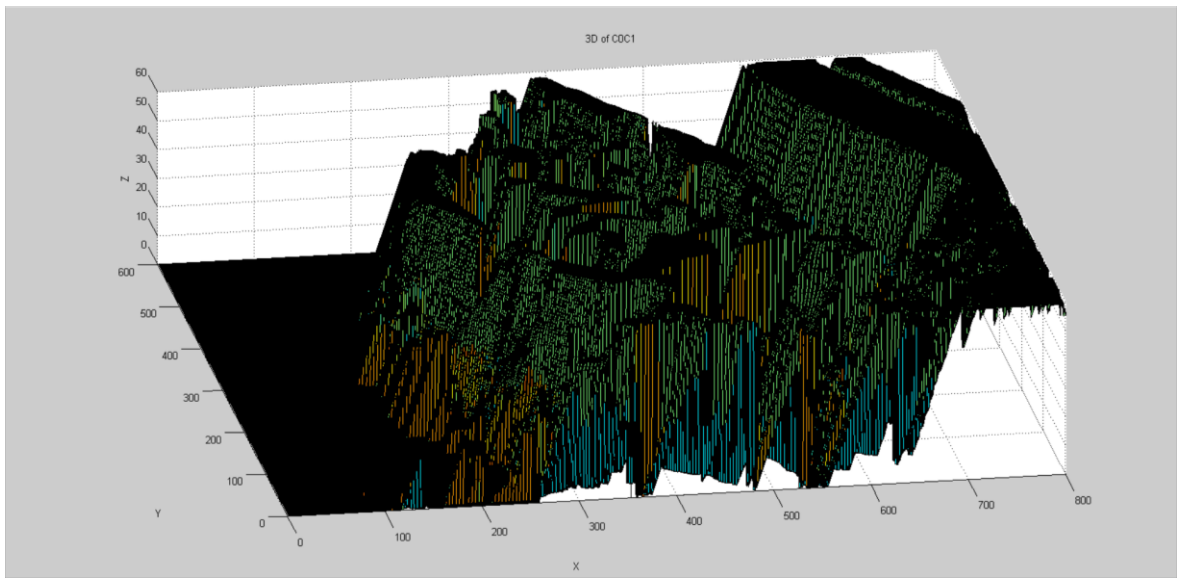


(b) C_0-C_2 視差

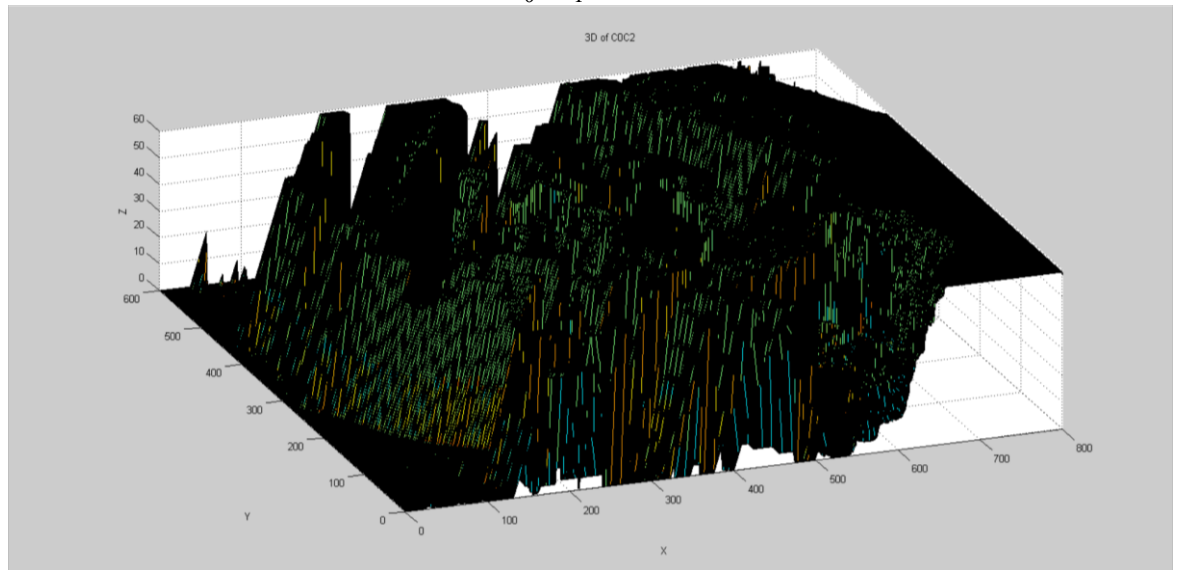


(c) C_0-C_3 視差

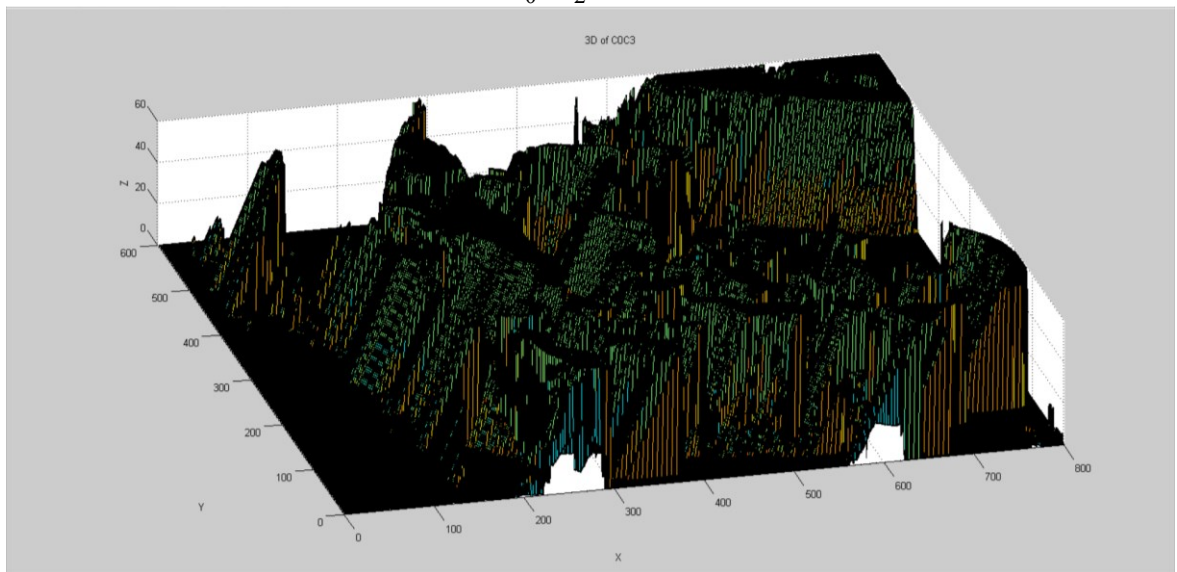
圖 12. 豬大腸多視角視差畫面



(a) C_0-C_1 三維重建



(b) C_0-C_2 三維重建



(c) C_0-C_3 三維重建

圖 13. 編列立體相機對 C_0-C_1 , C_0-C_2 及 C_0-C_3 各局部三維重建實驗結果

(2) 多視角 AI 影像辨識結果

圖 14 為全方位多相機取像裝置拍攝待測豬肌肉實驗架設。圖 15 為待測豬肌肉：(a) 里肌肉(正常組織)及(b)五花肉(病理組織)。動物實驗進行分類，假設肌肉為正常組織，脂肪為異常組織。拍攝 1 cm×3cm 豬肉肌肉可得到正拍角度一張 C_0 影像及側拍角度(0° , 120° , 240°)三張 $C_1\sim C_3$ 影像，分析里肌肉(正常組織)及五花肉(病理組織)兩種類型的豬肉，以多視角影像進行深度學習模型訓練，分類出該影像屬於里肌肉(正常組織)或是五花肉(病理組織)。



圖 14. 全方位多相機取像裝置拍攝待測豬肌肉實驗架設



(a)里肌肉(正常組織)

(b)五花肉(病理組織)

圖 15. 待測豬肌肉：(a)里肌肉(正常組織)及(b)五花肉(病理組織)

圖 16 為四部相機拍攝多視角取像畫面。圖 16(a)為正拍的攝影機所拍出來的 C_0 影像，其餘三張則是間隔 120° 側拍 $C_1\sim C_3$ 三張影像，分別如圖 16(b)-(d)所示。

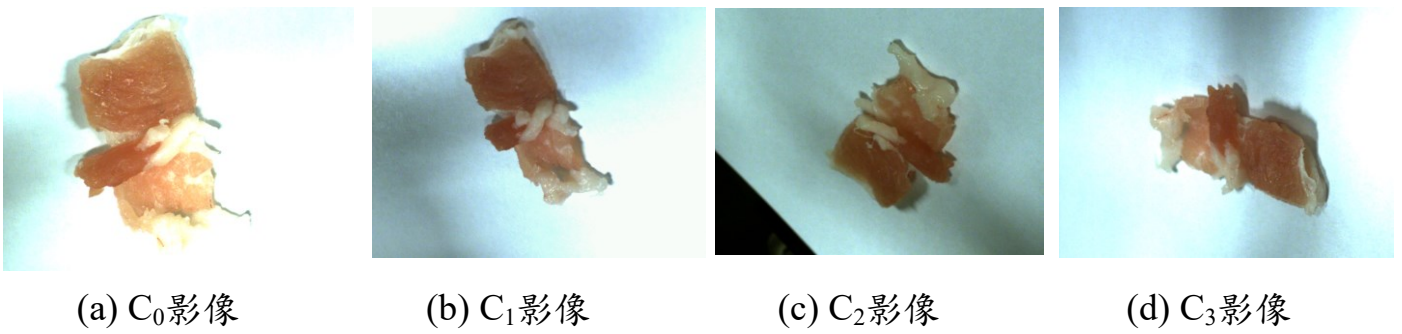


圖 16. 四部相機拍攝多視角取像畫面

圖 17 為里肌肉(正常組織)影像資料庫。圖 18 為五花肉(病理組織)影像資料庫。



圖 17. 里肌肉(正常組織)影像資料庫

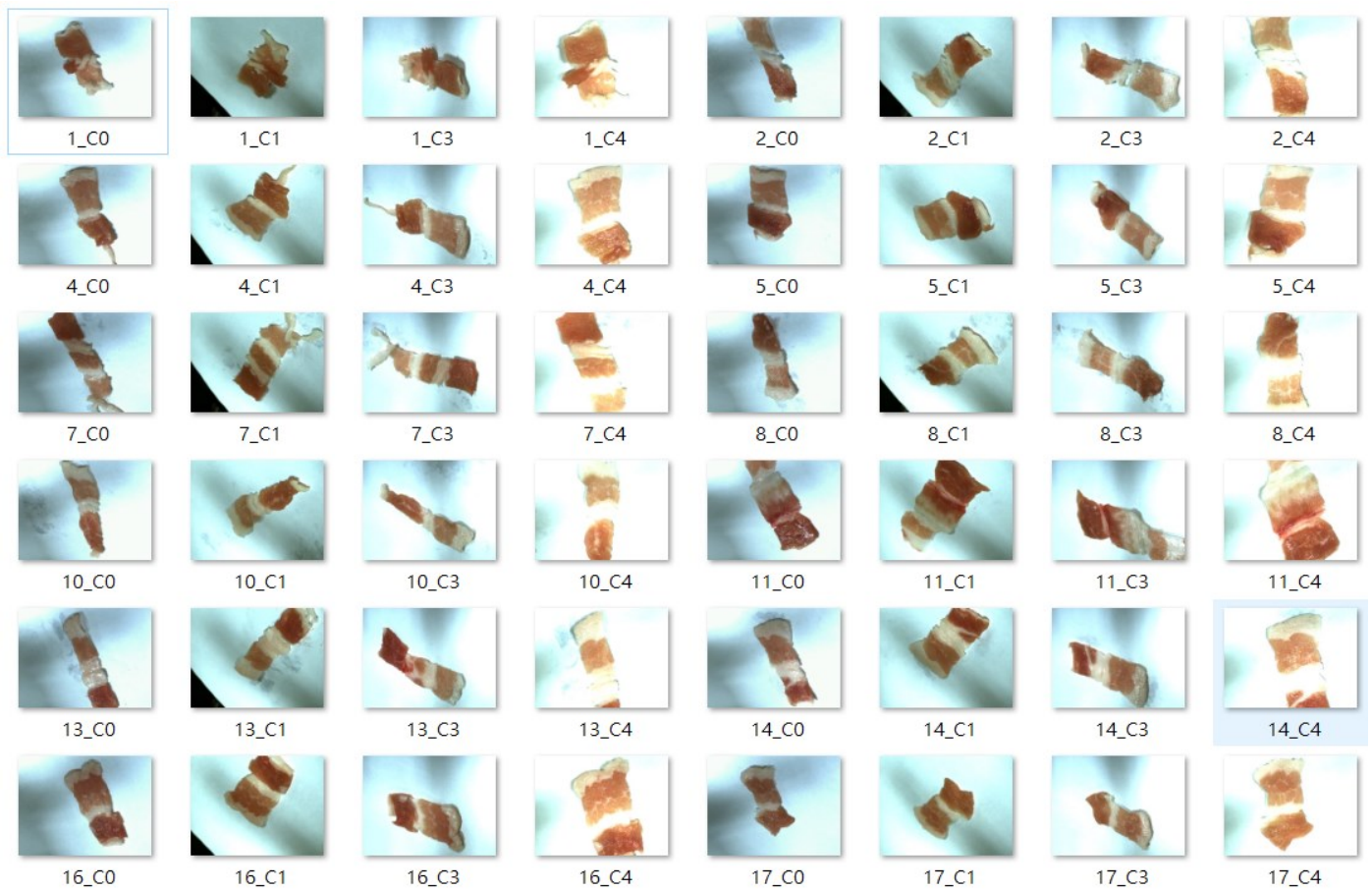


圖 18. 五花肉(病理組織)影像資料庫

本研究採用的是 Google 研發的 Xception 演算法，這個模型包括了兩個部分，第一個部分為使用多層的卷積(Convolution)以及 Maximum pooling 等技術擷取每張影像的特徵，之後再將這些代表各影像的特徵接上 DNN 深度學習的模型去進行影像的分類。Xception 中前半部分的卷積層的參數是使用其演算法在 ImageNet 上使用上百萬張影像所預訓練出來的參數。DNN 參數設定為: batch size = 30, dropout rate = 0.6, units = 256。AI 電腦設備為 Intel(R) I7-6700 CPU@3.4 GHz, RAM. 16 GB, Windows 10 工作站 64 位元, Google Tensorflow, Spyder 3.2.8, Python 3.5.5 64bits。所使用的影像總共有 820 張影像，其中，五花肉共有 103 塊，里肌肉有 102 塊，每塊肉皆有正拍+側拍×3 共 4 張影像，所以有 $103 \times 4 + 102 \times 4 = 820$ 張影像。首先，根據常用的 7:3 比例將里肌肉與五花肉依肉塊去切割成訓練集與測試集，訓練集只使用該肉塊正拍的影像，測試集則是使用全角度的影像，如表 3 的里肌肉(正常組織)及五花肉(病理組織)影像資料庫。

表 3. 里肌肉(正常組織)及五花肉(病理組織)影像資料庫

	「僅正拍」影像測試集	「正拍+側拍」影像測試集	合計
里肌肉(正常組織)	71	124(31×4)	195
五花肉(病理組織)	71	128(32×4)	199
合計	142	252(63×4)	394

單位：張

為了有更客觀的結果，我們重覆進行 10 次隨機的切割，並計算平均的準確率。各重複試驗的結果如表 4 的 10 次隨機的切割計算平均的準確率。表 5 為比較「正拍+側拍」與「僅正拍」影像。這裡的準確率(Accuracy)指的是正確分類的比率，而最終的平均準確率為 0.745238。使用全方位的相片因為訓練資料量較多，可以得到較好的預測結果。

表 4. 10 次隨機的切割計算平均的準確率

Repetition	Accuracy	F1 score	Recall	Precision
1	0.7619	0.7551	0.80143	0.76474
2	0.7619	0.75132	0.825	0.76537
3	0.80952	0.80556	0.84313	0.812
4	0.71429	0.69324	0.80839	0.71862
5	0.73413	0.71758	0.81746	0.73816
6	0.75794	0.7476	0.81744	0.76134
7	0.72619	0.70794	0.81379	0.73034
8	0.73016	0.71816	0.78611	0.73362
9	0.76587	0.75504	0.83274	0.76941
10	0.69048	0.66617	0.78189	0.69493
Average	0.745238	-	-	-

表 5. 比較「正拍+側拍」與「僅正拍」影像

	「正拍+側拍」影像	「僅正拍」影像
Accuracy	95.24%	80.16%
F1 score	95.22%	79.53%
Recall	95.58%	85.13%
Precision	95.17%	80.46%