

解析式超聲波換能器與人工智慧 應用於超聲波非破壞性檢測

本論文以 P(VDF-TrFE) 粉末調製之壓電溶液為基礎，設計與製作出一種新型態的聚焦式超聲波換能器，稱為解析式超聲波換能器。本研究利用黃光微影、蝕刻、與金屬蒸鍍等技術，在石英聚焦鏡頭上製作出多個獨立的壓電感測單元，可以同時讀取不同位置的聲學反射與背向散射信號有助於還原回波信號所挾帶的資訊，提升其聲學檢測能力。

本論文以上述解析式超聲波換能器搭配多通道擷取系統，對標準裂紋試片進行 C-Scan 掃描，蒐集大量的背向散射波形資訊，應用於卷積人工智慧模型的訓練，篩檢與擷取出最有利於建構正確缺陷資訊的關鍵信號，使其具備判斷裂縫深度的能力。

■ 楊克鐸、李永春

關鍵詞：P(VDF-TrFE)、解析式超聲波換能器、背向散射信號、卷積神經網路、裂紋深度辨識

壓電效應的理論與應用從法國物理學家兄弟 Pierre Curie 和 Jacques Curie 發現至今已逾百年，許多壓電材料陸續被投入於工業的使用中，銦鈦酸鉛 PZT (Lead Zirconium Titanate) 與聚偏二氟乙烯 PVDF (Polyvinylidene Difluoride) 則最常被應用於壓電感測元件的製作。1987 年，Kimura 等人研究偏氟乙烯 - 三氟乙烯共聚物 P(VDF-TrFE) 壓電薄膜的機電性質以及其在超聲波換能器的應用。1996 年，Smolorz 等人製作以 PVDF 為基礎的聚焦換能器並用於超聲波顯微鏡。2000 年，Fukada 整理過去 30 年壓電共聚物的發展。2004 年，Robert 等人在金屬內凹球面直接旋塗 P(VDF-TrFE) 壓電溶液，製作中心頻率達 43 MHz 的高頻點聚焦式換能器。2020 年，Habib 等人在 PEI 表面製作一內凹球面作為聚焦鏡頭，隨後在其上方沉積 P(VDF-TrFE) 壓電薄膜作為聲波

感測單元，經量測中心頻率達 48.5 MHz。

受惠於半導體產業的蓬勃發展，數位電子計算能力不斷提升，人工智慧技術的發展進步神速，並大量的被運用在非破壞性檢測當中，近 20 年來已有大量的研究成果。2010 年，Sambath 等人使用類神經網路模型對四種焊接缺陷情形進行辨識，分別為氣孔 (PO)、未熔合 (LF)、鎢夾雜物 (TI) 與無缺陷 (ND)，達到 94% 的分辨率。2017 年，Cruz 等人對三種焊接缺陷信號使用傅里葉、小波和餘弦變換進行特徵提取，主成分分析法和統計技術用於優化特徵選擇，增加人工智慧分類器的辨識效率。2018 年，Munir 等人使用人工智慧對焊接缺陷進行辨識，並探討加入丟棄法 (Dropout) 後對模型識別能力的影響。2021 年，Virkkunen 等人以有限的缺陷特徵生成虛擬缺陷資料進入深度卷積模型訓練，證明複雜的數據增強可以

幫助訓練深度學習網路。Latête 等人透過有限元素法產生大量模擬訓練數據，搭配一定比例之實驗數據對卷積神經網路模型進行訓練，成功辨識試材中平底孔和側鑽孔的位置和尺寸。

超音波檢測缺陷的基本原理是根據待測物試片對於入射聲波的背向散射聲場信號，此一背向散射聲場信號是決定缺陷存在與否、缺陷位置和特徵的根本所在。然而，傳統的超音波探頭的波形信號輸出需要經過積分感測區內所有接收到的聲波信號才能得到一個單一的輸出信號，無法反應或重建出完整的背向散射聲場與其所攜帶的缺陷資訊，欠缺對背向散射聲場更精密的解讀與利用。

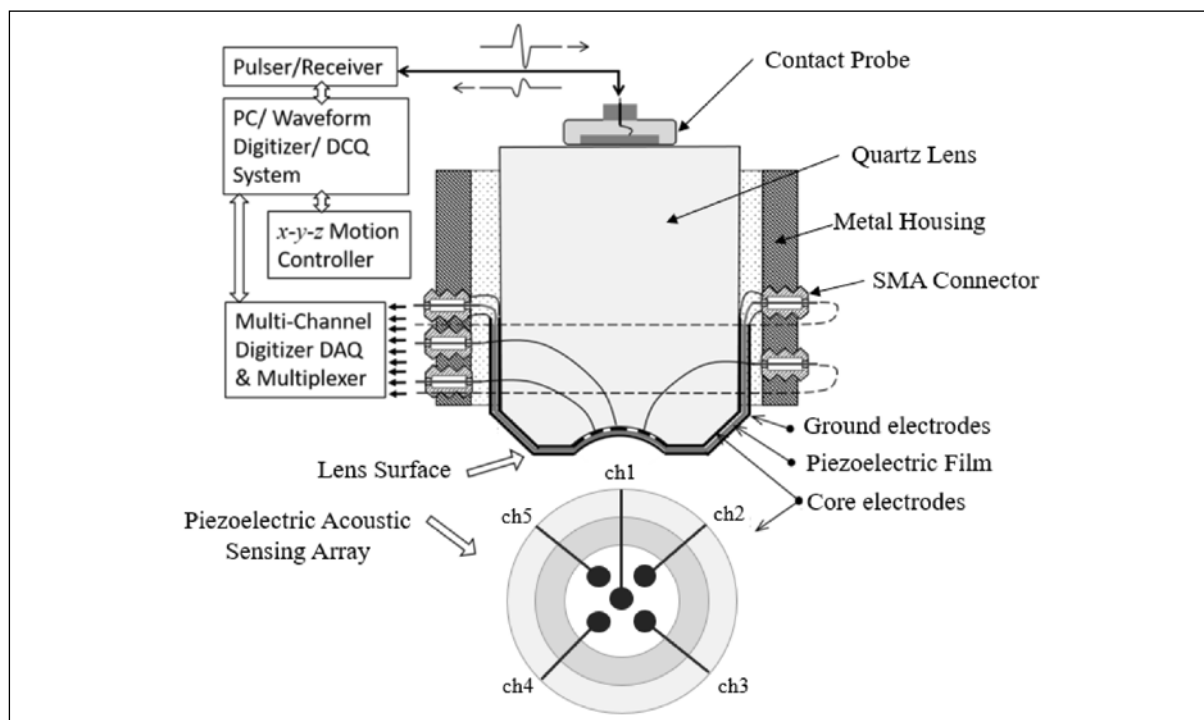
因此，本論文研發並製作一個具備多點陣列式聲波感測能力的解析式超聲波換能器。此一解析式超聲波換能器由商用接觸式換能器擔任激發端角色，超聲波經過內凹曲

面聚焦於帶測物並反射，感測器陣列則接收來自在時間和空間分開的背向散射信號，為「一發多收」的設計架構。將接收到的所有回波資訊應用於卷積神經網路模型的訓練，利用人工智慧代替人類對複雜的高維度資料進行分析，望能大大提升缺陷辨識之準確率，降低人為因素之影響，並進一步提升超聲波非破壞性檢測的應用範圍檢測能力。

實驗製成架構

一、解析式換能器設計與製作

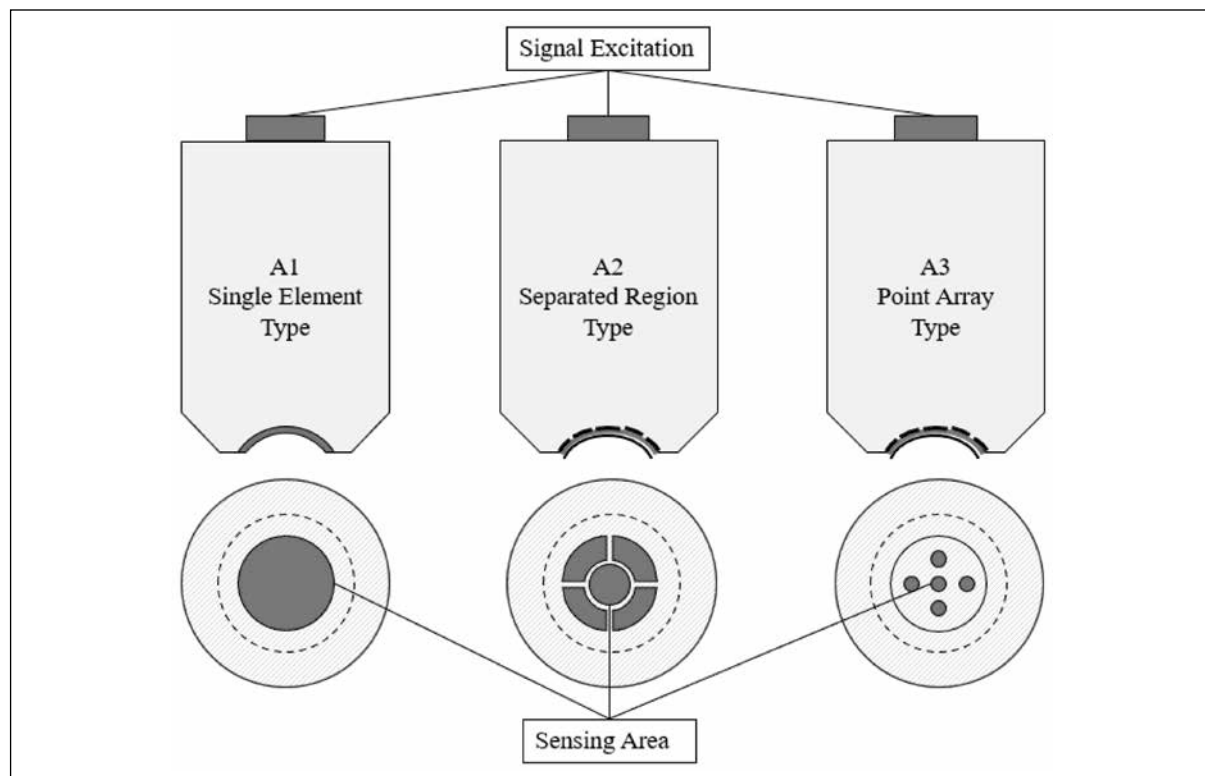
針對傳統超音波探頭的缺點與限制，本文提出一種新型式的「解析式超音波探頭」設計，如圖一所示。主要由壓電聲波元件、石英超聲波鏡頭、壓電聲波感測器陣列、銅外殼與 SMA 接頭組成。石英柱鏡頭的整體高度 50 mm、直徑 30 mm、全張角 60° 、聚焦半徑 12 mm。



圖一 以多點壓電元件陣列為基礎的解析式聚焦換能器

在本研究中，設計了三種不同感測區域的解析式換能器，如圖二所示。A1 為全面蒸鍍式的設計；A2 的感測區域設計是將石

英鏡頭的內凹球面面積以平均分配的方式分割成中心與四周；A3 則是在聚焦鏡頭上製作 5 個直徑 2 mm 的圓形感測器單元。



圖二 三款解析式換能器感測區域的設計

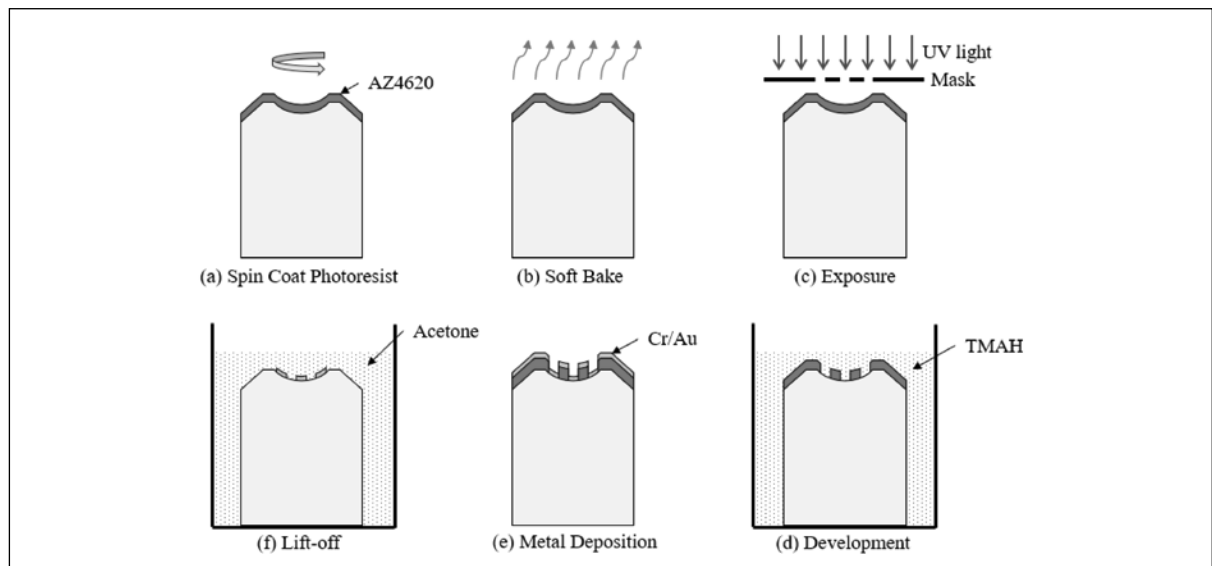
(一) 圖案化芯電極製作

本研究使用黃光微影製程與電子束蒸鍍製作圖案化芯電極，步驟如圖三所示，具有以下步驟：(1) 將 AZ4620 正光阻以特定轉速旋塗於石英鏡頭表面；(2) 將石英柱放入烤箱中以 110° 、3 分鐘進行軟烤；(3) 對準塑膠光罩於石英鏡頭中心點，置於平行光源曝光燈 (M&RwNan Technology Co.,Ltd.) 下曝光 45 秒；(4) 以 TMAH 顯影液顯影 1 分 30 秒兩次；(5) 蒸鍍鉻和金，厚度分別為 20 nm、60 nm；(6) 以丙酮浸泡石英柱，將多餘的光阻與金屬進行舉離 (lift-off)。全面蒸鍍式電極則直接進行蒸鍍的步驟即可，不需要黃光微影製程來定義圖案。

(二) P(VDF-TrFE) 溶液調配與薄膜旋塗

本研究以 50 ml 的 dimethylformamide (DMF) 溶解 15 g 的 P(VDF-TrFE) 壓電粉末形成溶液，在 60°C 的溫度下攪拌溶液持續 24 小時即完成溶液，完成的 P(VDF-TrFE) 溶液放置室溫保存，若保存得當可使用數次。

旋塗壓電薄膜具有以下步驟：(1) 將 P(VDF-TrFE) 溶液倒在內凹球面上，放入旋轉塗佈機以特定轉速進行塗佈持續 50 秒；(2) 靜置 5~10 分鐘等待溶劑自然蒸散；(3) 將石英柱放置於烤箱中以 130°C 加熱 15 分鐘，使壓電薄膜固化。重複以上步驟一次即完成在石英柱內凹球面上的旋塗。



圖三 本研究使用黃光微影製程製作圖案化芯電極，(a) 光阻旋塗；(b) 軟烤；(c) 曝光；(d) 顯影；(e) 金屬蒸鍍；(f) 金屬舉離

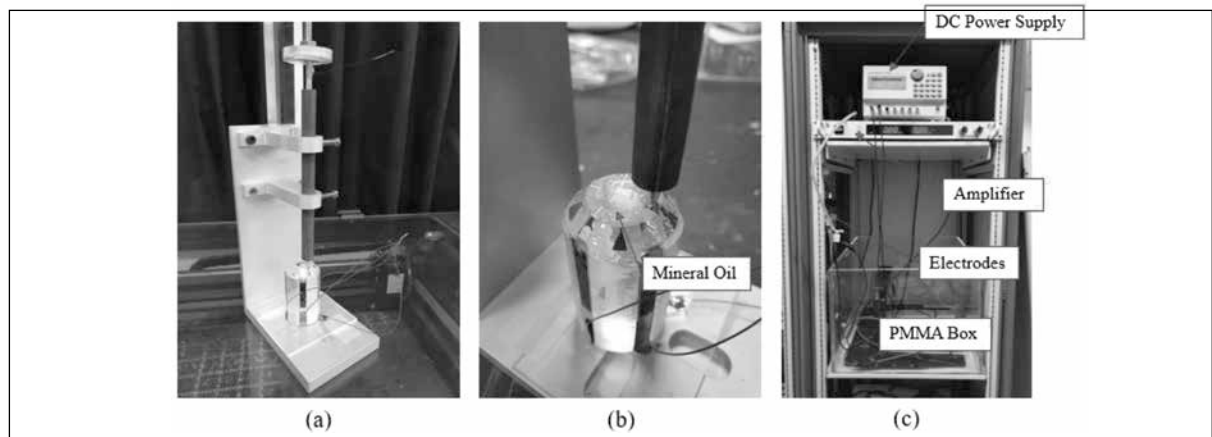
(三) 地電極蒸鍍

針對三款解析式聚焦換能器，有不同的地電極蒸鍍區域，但其目標皆是避開芯電極的導線。首先，全面蒸鍍式換能器最為簡單，直接進行蒸鍍即可；再者，觀察區域分割式換能器芯電極設計，中心感測區有一條導線需要避開，但是在實際製作的情況，可以忽略此導線造成之影響，原因在於中心感測區的面積遠大於導線的面積。最後，點陣列式換能器的感測區域較小，無法忽略導線帶來影響。因此本文利用一壓克力遮罩和電子束蒸鍍製作出「極

化用電極」，此電極巧妙避開有導線的區域且方便後續進行極化的步驟。蒸鍍鉻和金，厚度分別為 20 nm、60 nm。

(四) 壓電薄膜極化

如圖四所示，以金屬探棒接觸地電極，並用黑色單芯線連接極化設備低電位，芯電極之導電銅膠帶則以紅色單芯線連接極化設備高電位。使用直流電源供應器 (LPS 505N, Motech, Taiwan) 及電壓放大器 (AU-5P6-LW, MATSUSADA, Japan)，以 100~200 V/ μm 之電場強度為參數進行極化。

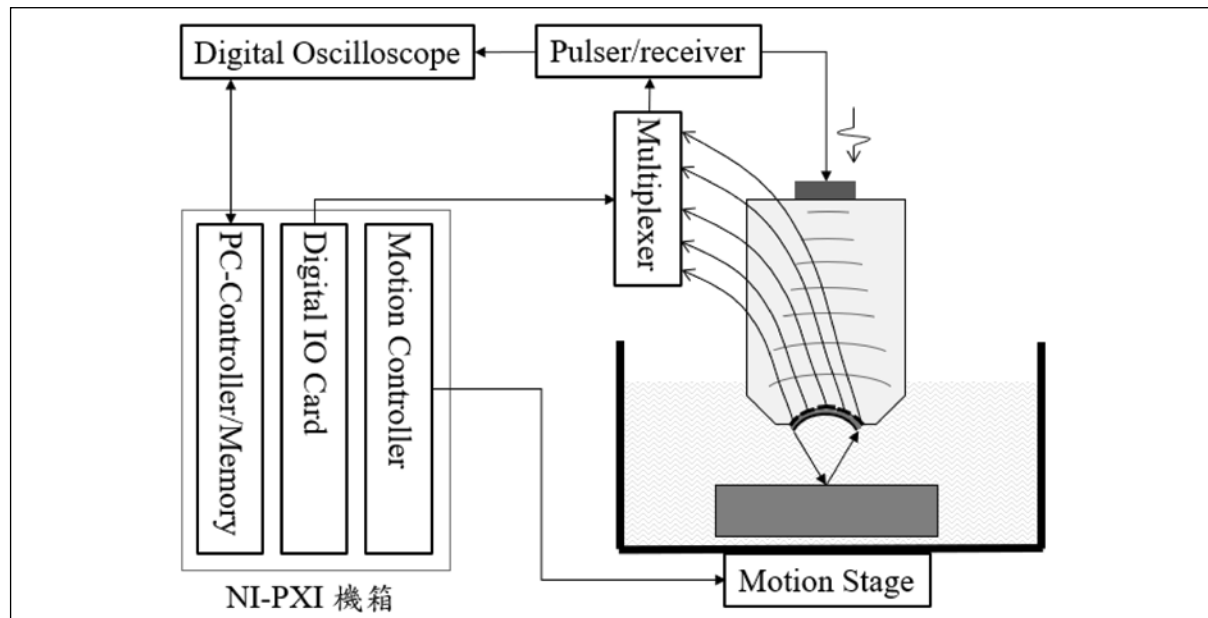


圖四 (a) 使用夾具與金屬探棒接觸地電極，單芯線連接芯電極；(b) 於石英鏡頭表面塗抹礦物油；(c) 將單芯線與金屬探棒連接極化設備中的正負極即可進行極化

二、多通道波形擷取系統

多通道波形擷取的硬體架構如圖五所示，由 PC 控制器與 PXI 機箱發號施令並整合各個儀器；以 Motion controller 控制運動

平台，平台搭載水箱產生位移；脈衝發生產生器和數位示波器負責聲波的收發；數位 IO 卡控制多工器頻道切換。軟體的部分則是以 Labview 進行控制程式的撰寫。



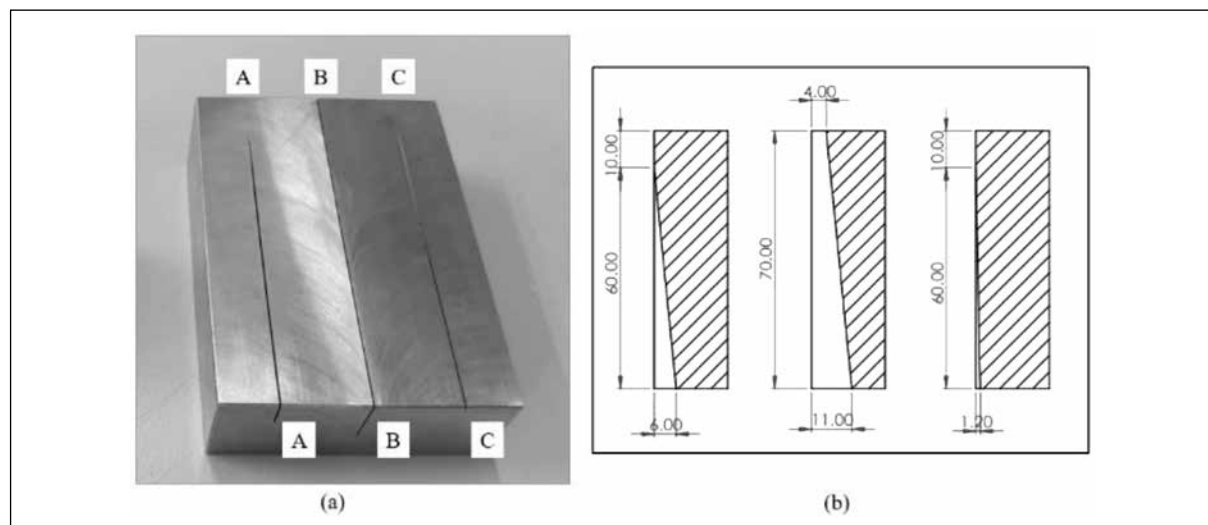
圖五 多通道波形擷取系統架構

垂直表面裂縫之量測資料蒐集

一、深度漸變裂縫試片

此試片設計三道裂縫，試片的長度為 70 mm，三道裂縫的深度變化如圖六 (b) 所

示。其中 A-A 斜率 0.1、深度範圍 0 ~ 6 mm；B-B 斜率 0.1、深度範圍 4 ~ 11 mm；C-C 斜率 0.02、深度範圍 0 ~ 1.2 mm。

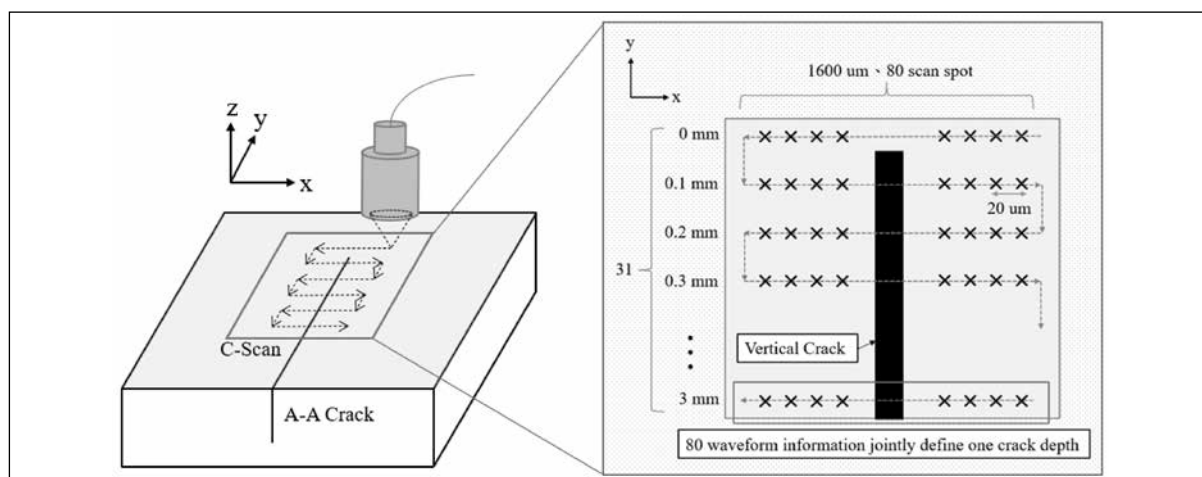


圖六 (a) 不鏽鋼漸變深度垂直表面裂縫試片；(b) 尺寸設計

二、量測資料收集

選擇 A-A 裂縫，深度範圍 0~3 mm 進行量測資料蒐集。首先將換能器聚焦於試片表面，接著對裂縫進行 C-Scan 掃描，範圍如圖七所示，在 Y 方向取深度範圍 0~3 mm，以 0.1 mm 為解析度，總共有 31 個掃描點；在 X 方向上，以裂縫中心為基準，向左右兩側各取 800 μm 為掃描範圍，以 20 μm 為

解析度，總共有 80 個掃描點。以 X 方向的一道掃描，80 筆回波資訊共同決定一個深度，進入人工智慧模型中進行訓練，希望以大量的數據增加人工智慧的辨識準確度。一次掃描可取得三維電壓資訊 $V(t, x, y) = V(1000, 80, 31)$ 。在本研究中會重複掃描 12 次，其中 10 次用於訓練模型，2 次用於測試。



圖七 對 A-A 裂縫進行 C-Scan 蒐集大量量測資料，由 80 筆波形資訊共同決定「一個」深度的輸入資料

三、資料前處理

對每個掃描點的回波都抓取最大值和最小值，將最大值設為 1，最小值設為 0，其他數值依比例進行縮放，進行正規化的處理；以試片表面回波的波峰為基準，向前抓取 50 點、向後抓取 550 點，共計 600 點留作特徵波形，達到對齊和截斷的效果；最後，將所蒐集到的高維度資訊經由元素排列和矩陣轉化，製作出帶有裂縫深度特徵的二維影像，如圖八所示。

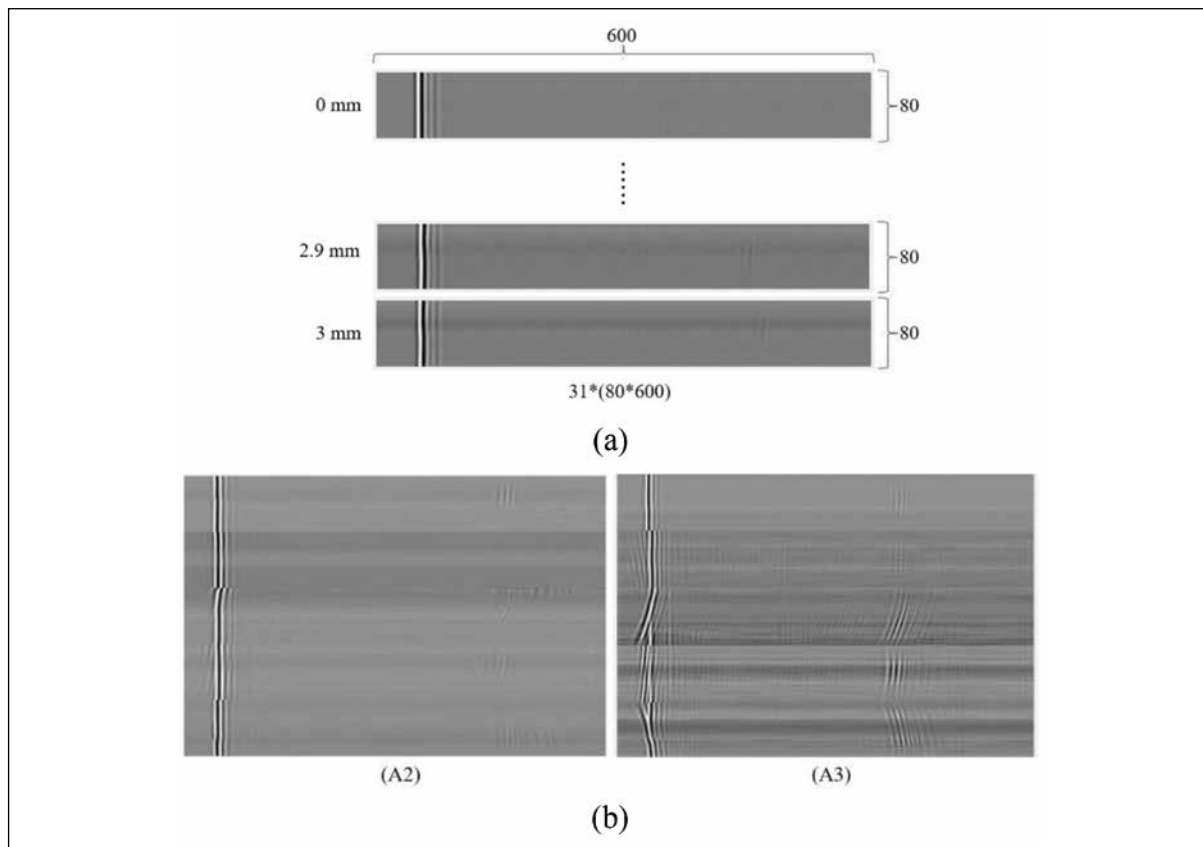
卷積神經網路應用於裂縫深度辨識

一、多標籤分類模型訓練

在多標籤分類模型 (Multi-label

classification) 的問題當中，最常使用 Sigmoid 函數做為輸出層的激活函數 (Activation function)。此函數用於獨立處理每個標籤的二進制分類，並且將輸出限制在 0 到 1 的範圍內；損失函數 (Loss function) 則是最常使用二進制交叉熵損失 (Binary Cross-Entropy Loss)，將每個標籤的損失進行平均，得到整個模型的損失，並用於衡量模型預測和真實標籤之間的差異。最佳化器 (Optimizer) 選擇 Adam。

本研究以三款解析式聚焦換能器 (A1、A2、A3) 所蒐集的資料進行多標籤分類模型的訓練。訓練數據中有 31 種不同的深度標籤，從中提取 0、0.2、0.4... 3 mm，總共 16



圖八 (a) A1 換能器經過矩陣重組後，可以產生 31 筆不同深度的二維輸入影像；(b) A2 和 A3 換能器於深度 3 mm 的二維輸入影像

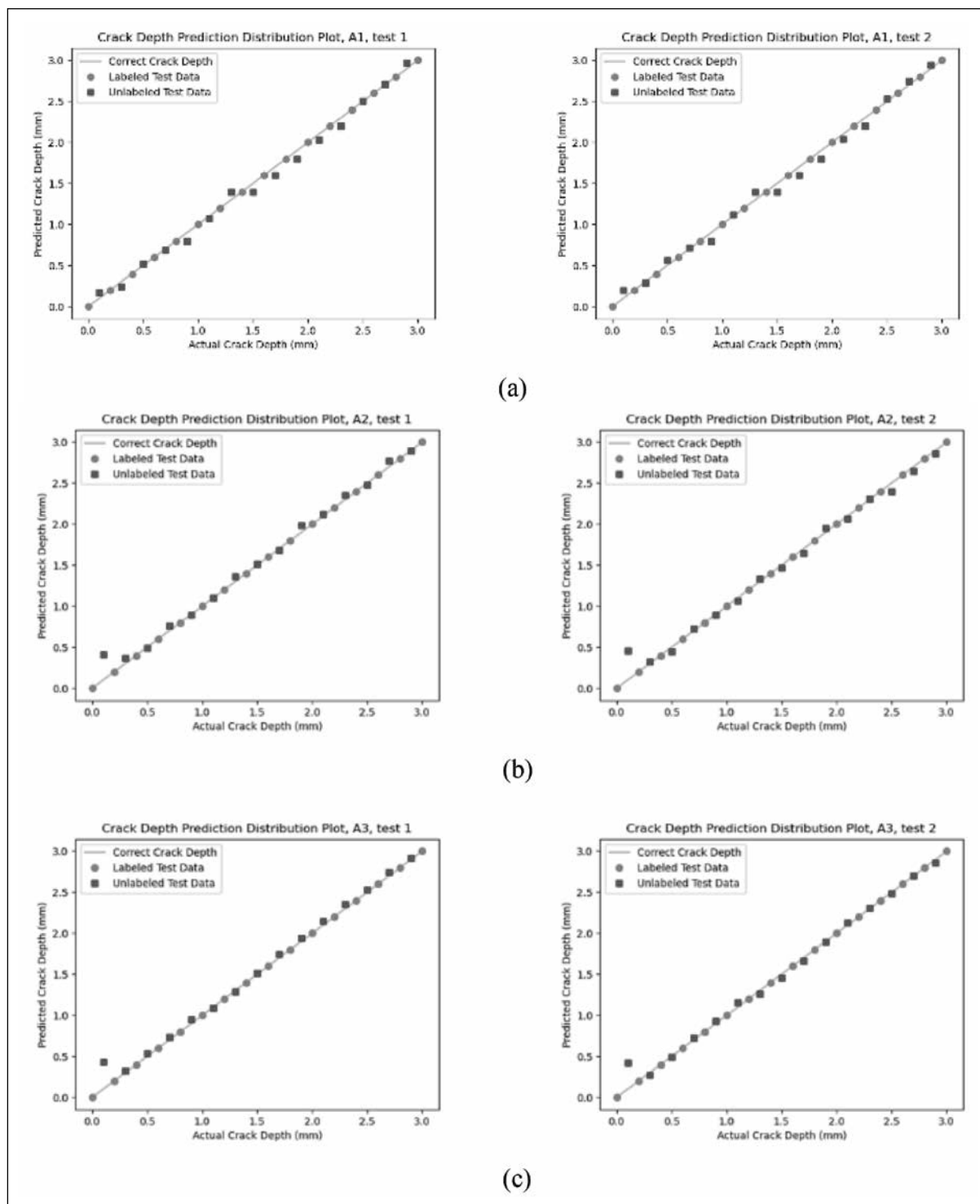
筆標籤用於訓練模型。一旦訓練完成，該模型將能夠對這 16 個標籤進行分類，其輸出將是與每個 16 個標籤相關聯的機率。搭配「機率加權演算法」，能夠使模型對更高解析度的資料具有預測、辨識的能力。

二、機率加權深度預測

本實驗使用之機率加權演算法有四個步驟：(1) 找出機率最大的標籤，並取一個閾值，大於閾值則答案為此標籤；(2) 小於閾值則找出機率第二大的標籤用於加權；(3) 計算加權倍率 = $1 / (\text{最大機率} + \text{第二大機率})$ ；(4) 答案為加權倍率 (最大機率 最大機率的標籤 + 第二大機率 第二大機率的標籤)。

分別對三個訓練已完成的多標籤分類模型，各輸入兩組測試資料。每組測試資料有 31 個不同深度的輸入影像，包含 16 筆標籤測試資料與 15 筆深度介於標籤之間的非標籤測試資料。其中，標籤測試資料應達到完美預測；非標籤測試資料則藉由機率加權演算法來預測深度。

多標籤分類模型深度預測分佈如圖九所示。圖中橫軸是真實的裂縫深度 (mm)，深度由淺至深排列；縱軸是預測裂縫深度 (mm)；橘色實線是正確的裂縫深度；紅色圓點是標籤測試資料的預測結果；藍色正方形是非標籤測試資料的預測結果。當預測值落在橘色實線上代表預測正確，遠離橘色實線則代表誤差越大。



圖九 (a) A1 多標籤分類模型搭配機率加權演算法，兩組測試資料之預測分佈圖；(b) A2 多標籤分類模型搭配機率加權演算法，兩組測試資料之預測分佈圖；(c) A3 多標籤分類模型搭配機率加權演算法，兩組測試資料之預測分佈圖

三、結果與討論

計算機率加權預測的結果與實際深度的最大誤差、最小誤差、平均誤差（絕對

值），取小數點以下三位，用於檢視機率加權演算法的表現。詳細誤差計算結果如表一所示。

表一 詳細誤差計算結果

		A1	A2	A3
測試資料一	最大誤差 (mm)	0.100	0.310	0.329
	最小誤差 (mm)	0.000	0.001	0.010
	最小誤差 (mm)	0.055	0.032	0.022
測試資料二	最大誤差 (mm)	0.100	0.361	0.325
	最小誤差 (mm)	0.009	0.003	0.000
	平均誤差 (mm)	0.058	0.035	0.024

由深度預測分佈圖與誤差計算結果可見，多標籤分類模型搭配機率加權演算法的效果非常卓越，幾乎所有預測值都落在模型的標籤（刻度）之內，僅有四筆預測落在相鄰標籤之外，造成 0.310 mm、0.361 mm、0.329 mm 和 0.325 mm 的最大誤差，且這四筆資料皆是介於標籤 0 mm 和 0.2 mm 之間。然而，此二標籤內並沒有明確的線性關係，原因在於標籤 0 mm 的輸入影像並沒有第二回波存在，預測結果不理想也是能夠接受的。因此，本節計算之平均誤差為去除第

一筆非標籤測試資料（深度 0.1 mm）的結果。

A2、A3 模型的平均誤差有很大一部份是來自深度 0.1 mm 的資料，若據上文所述將其忽略，預測分佈會更接近於正確深度。A3 的最佳預測準確度（平均誤差 0.022 mm）略勝 A2（平均誤差 0.032 mm），且 A2 勝 A1（平均誤差 0.055 mm）。對於標籤測試資料，三款換能器皆能做到完美辨識；對於非標籤測試資料，A2、A3 的模型泛化性較 A1 高，A1 的預測結果有較高機率會偏向鄰近標籤的其中一側。

結論

本研究使用黃光微影製程搭配自定義的光罩圖案，在聚焦鏡頭上製作出互相獨立的壓電感測區，解決傳統聚焦探頭單一壓電元件的積分問題。藉由接收來自不同角度的聲場資訊，並將原本疊加在一起的信號於空間中和時間中分離，能夠完整重建裂縫缺陷的特徵，大大增加對缺陷的辨識能力。

將三款解析式換能器應用於多標籤分類模型（解析度 0.2 mm）搭配機率加權演算法，具有卓越的辨識能力（平均誤差約為 0.02 mm 至 0.06 mm 之間），且能夠對未知裂縫的深度進行預測。實驗結果表明：將壓電感測單元於空間中進行離散，有助於提升辨識垂直表面裂縫深度的準確性。點陣列式換能器 (A3) 平均誤差為 0.022 mm、區域分割式 (A2) 平均誤差為 0.032 mm，兩者皆優於全面蒸鍍式 (A1) 之 0.055 mm。

參考文獻

1. A. Habib, S. Wagle, A. Decharat, and F. Melandsø (2020), "Evaluation of adhesive-free focused high-frequency PVDF copolymer transducers fabricated on spherical cavities," *Smart Mater. Struct.*, vol. 29, no. 4, 045026.
2. E. Fukada (2000), "History and recent progress in piezoelectric polymers," *IEEE Trans. UFFC*, vol. 47, no. 6, pp. 1277-1290.
3. F. C. Cruz, et al. (2017), "Efficient feature selection for neural network based detection of flaws in steel welded joints using ultrasound testing," *Ultrasonics*, vol. 73, pp. 1-8.
4. I. Virkkunen, T. Koskinen, O. Jessen-Juhler, and J. Rinta-Aho (2021), "Augmented ultrasonic data for machine learning," *J. Nondestruct. Eval.*, vol. 40, pp. 1-11.
5. K. Kimura, and H. Ohigashi (1987), "Generation of very high frequency ultrasonic waves using thin films of vinylidene fluoride trifluoroethylen copolymer," *J. Appl. Phys.*, vol. 61, no. 10, pp. 4749-4754.
6. M. Robert, G. Molingou, K. Snook, J. Cannata, and K. Shung (2004), "Fabrication of focused poly (vinylidene fluoride-trifluoroethylene) P(VDF-TrFE) copolymer 40–50 MHz ultrasound transducers on curved surfaces," *J. Appl. Phys.*, vol. 96, no. 1, pp. 252-256.
7. N. Munir, H. J. Kim, S. J. Song, and S. S. Kang (2018), "Investigation of deep neural network with drop out for ultrasonic flaw classification in weldments," *J. Mech. Sci. Technol.*, vol. 32, pp. 3073-3080.
8. S. Sambath, P. Nagaraj, and N. Selvakumar (2010), "Automatic defect classification in ultrasonic NDT using artificial intelligence," *J. Nondestruct. Eval.*, vol. 30, pp. 20-28.
9. S. Smolorz, and W. Grill (1996), "Focusing PVDF transducers for acoustic microscopy," *Rev. Prog. Quant. Nondestr. Eval.*, vol. 7, no. 4, pp. 195-201.
10. T. Latête, B. Gauthier, and P. Belanger (2021), "Towards using convolutional neural network to locate, identify and size defects in phased array ultrasonic testing" *Ultrasonics*, vol. 115, 106436.

作者簡介

楊克鐸 / 國立成功大學 機械系

李永春 / 國立成功大學 機械系 / 指導老師

