

可見光及紅外熱影像之不同融合法於混凝土橋梁 內部劣損檢測研究

張怡茹^{1*} 高書屏² 王豐良³ 林志憲⁴

摘要

橋梁檢測可使用紅外熱影像顯示其內部劣損，但難辨別劣損位置，將其與可見光影像融合，即可獲得影像細節及溫度異常處。本研究使用小波融合 (WT)、拉普拉斯金字塔轉換 (LP)、非下採樣輪廓波轉換 (NSCT)、非下採樣剪切波轉換 (NSST)，對混凝土橋梁內部劣損影像做融合，量測及比較內部劣損面積精度。實驗顯示 LP 難呈現紅外熱影像訊息，WT、NSCT 及 NSST 能有效融合兩種影像，NSCT 在污漬表面能凸顯紅外熱影像。NSCT 與其他非破壞性檢測方法得到之面積相差 $0.057 m^2$ 、 $0.005 m^2$ ，NSST 為 $0.094 m^2$ 、 $0.007 m^2$ ，WT 為 $0.153 m^2$ 、 $0.007 m^2$ 。NSCT 與實際面積最相近，且不受橋面污漬影響，故本研究推薦 NSCT 作為混凝土橋梁檢測使用。

關鍵詞：非破壞性檢測、影像融合、內部劣損檢測

1. 前言

因為臺灣河流眾多，便建立了許多橋梁，然而臺灣時常發生地震及颱風，這些災害都會對橋梁的安全性造成影響。現行橋梁檢測以目視檢測為主，以專業人員將整座橋梁的裂縫、破損處記錄下來，當遇到長橋梁、裂損處多，或部分區域不易接近，就會增加檢測的危險性及時間(Kao *et al.*, 2022)，由於上述因素導致目視檢測，會增加檢測人員的危險性、耗費時間、當光線不足時，劣損處容易被忽略。

隨著非破壞性檢測 (Nondestructive Testing, NDT)的技術發展，有越來越多設備儀器方法，可以用來輔助檢測橋梁，如使用無人機拍攝人難抵達之劣損處影像 (饒見有等, 2020)，並利用此影像偵測裂縫位置、寬度提高橋梁評估得可靠性 (Adhikari *et al.*, 2014)；使用紅外熱像儀利用目標溫度差異作為檢測依據，並借由拍攝之影像辨識目標橋梁之劣損處 (Omar & Nehdi, 2017)。由於紅外熱影像不能像可見光影像一樣有效辨識出劣損處的正確位置，於

是學者將紅外熱影像與細節豐富的可見光影像融合並使用於橋梁檢測上，如對目標同時拍攝並融合分析可見光及紅外熱影像，可有效繪製出橋面內部劣損位置圖 (Ellenberg *et al.*, 2016)。

影像融合法所使用的影像需大小及拍攝範圍相同，所以在影像融合之前需先進行影像對位。現行常見的影像對位都是透過影像中的閉合區或邊角等特徵點作為對位的依據，但紅外熱影像中的特徵點數較少，導致特徵點對位法容易出現錯誤配對或配對數量不足等現象 (Wang *et al.*, 2020)，所以 2021 年 Dlesk 等人提出相機間之影像空間重投影轉換來進行影像對位 (Dlesk *et al.*, 2021)。2021 年 Dandrifosse 等人透過相機間的位置姿態固定，計算出影像對位後的變形矩陣，此矩陣可省去後續重複對位的步驟 (Dandrifosse *et al.*, 2021)。

現行有多種不同的融合模式，其中多尺度分析中的小波融合 (Wavelet Transform, WT)、拉普拉斯金字塔融合 (Laplacian Pyramid, LP)、非下採樣輪廓波融合 (Nonsubsampled Contourlet Transform,

¹ 國立中興大學土木工程學系 碩士生

² 國立中興大學土木工程學系 教授

³ 國立中興大學土木工程學系 博士候選人

⁴ 國立中興大學土木工程學系 博士生

* 通訊作者, E-mail: tina93021tw@gmail.com

收到日期：民國 111 年 07 月 11 日

修改日期：民國 111 年 07 月 20 日

接受日期：民國 111 年 08 月 12 日

NSCT) 及非下採樣剪切波融合 (Nonsampled Shearlet Transform, NSST) 為現行熱門使用之方式 (Liu *et al.*, 2022)。學者們提出了多種指標，對不同融合影像評估其融合成效及優劣，常見使用標準差 (Standard Deviation, STD)、梯度融合指標 (Gradient-based Fusion metric, Q_G)、互訊息指標 (Mutual Information, MI)、結構相似度指標 (Phase Congruency, Q_P) (Jin *et al.*, 2017、Ma *et al.*, 2019、Qi *et al.*, 2022)。

可見光影像細節豐富，且為目前在一般橋梁檢測大部分都採用之，但當環境光線不足時，影像則會不清晰；紅外熱影像能凸顯不易察覺之溫度異常區，能判斷出橋梁除了表面裂縫外，內部是否還存在劣損，但影像細節較少，所以難以判別劣損區的正確位置，如果將兩種影像結合，除了可以保留可見光影像的細節，也可凸顯紅外熱影像的溫度異常處。

本研究使用現行常見之四種融合方法：WT、LP、NSCT、NSST 進行橋梁劣損影像融合測試，並採用 STD、 Q_G 、MI、 Q_P 四種融合指標分析融合的效果；並就融合後影像進行內部劣損面積計算，評估融合方法於橋梁內部劣損面積檢測之精度。

2. 研究方法

2.1 研究流程

本研究使用數位相機及紅外熱像儀進行拍攝，並進行影像間之對位處理，再將處理好之影像作融合並評估其融合指標，及跟其他非破壞性檢測法比較偵測到之劣損面積。

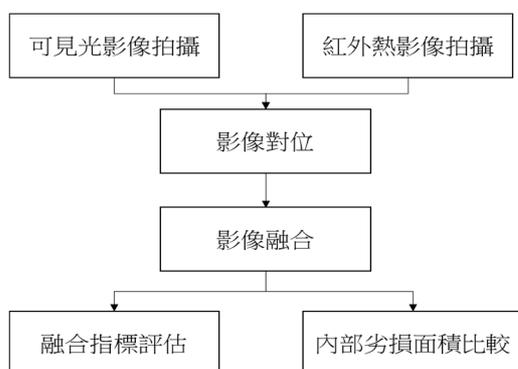


圖 1 研究流程圖

2.2 研究設備

本研究使用 DJI 無人機，搭載由 3D 列印底座固定之 Sony 數位相機及 Flir 紅外熱像儀 (圖 2)、控制相機拍照及供電設備進行拍攝 (圖 3)。



圖 2 相機及熱像儀固定示意圖

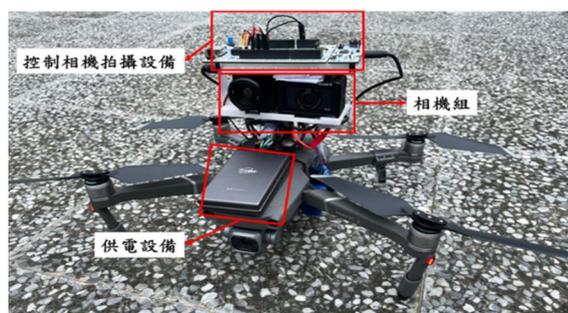


圖 3 無人機總架構示意圖

2.3 測試目標

本研究使用兩座混凝土橋梁做為測試目標。

目標一為台 63 線中投公路 8K 段橋下，由交通部公路總局管理，並由第二區養護工程處負責養護作業，本研究選擇該橋中，表面含有有明顯污漬之橋墩作為目標。

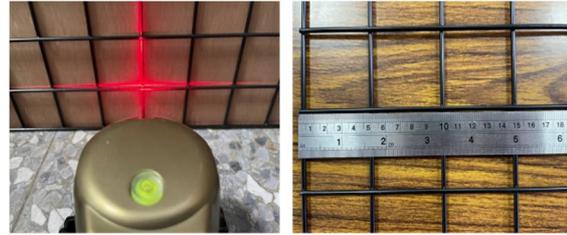
目標二為台 61 線後龍觀海大橋，由交通部公路總局管理，現由西部濱海公路北區臨時工程處負責養護作業，本研究選擇該橋中，表面完整無污漬，但有內部剝離之橋台作為目標。

2.3.1 測試目標一

於 2021 年 8 月上午 10:30-12:00 進行拍攝，地點在中投公路 8K 段橋下，選擇一面含有大量污漬，且具有清晰可見之表面裂縫的橋墩側面作為目標。圖 4 (a) 為可見光影像，圖 4 (b) 為紅外熱影像。



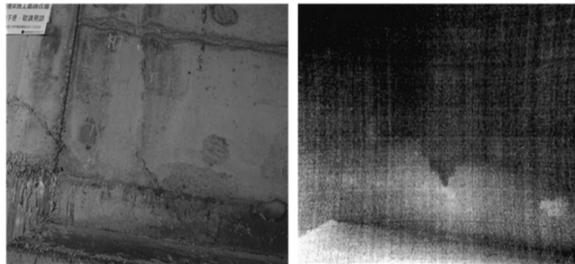
(a) 可見光影像 (b) 紅外熱影像
圖 4 測試目標一影像示意圖



(a) (b)
圖 7 網格垂直校準及距離量測示意圖

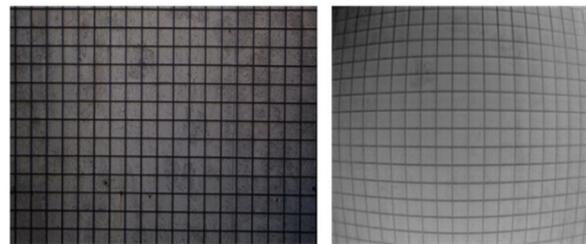
2.3.2 測試目標二

分別於 2022 年 5 月下午 2:00-4:00、6 月下午 2:30-4:00 進行拍攝，地點在苗栗縣後龍鎮後龍觀海大橋橋下，此橋表面完整且無過多污漬或剝落，但具有橋梁表面辨識不出來之內部劣損。圖 5(a) 為可見光影像，圖 5(b) 為紅外熱影像。



(a) 可見光影像 (b) 紅外熱影像
圖 5 測試目標二影像示意圖

以鐵網跟牆面的溫度差異，使目標能在紅外熱影像中清晰顯示。圖 8(a) 為可見光影像，圖 8(b) 為紅外熱影像。



(a) 可見光影像 (b) 紅外熱影像
圖 8 目標影像示意圖

2.4 影像分類模型

本研究使用空間後方交會法計算出影像間的外方位參數 (X_L 、 Y_L 、 Z_L 、 ω 、 ϕ 、 κ)，並利用影像的外方位參數轉換來達成影像對位 (圖 6)。

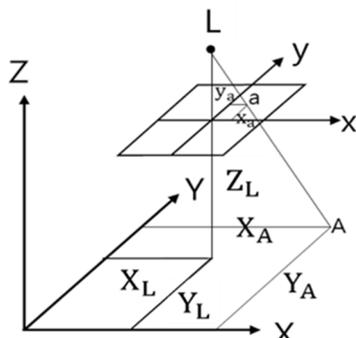


圖 6 空間後方交會法示意圖

本研究使用鐵製網格作為影像外方位參數計算目標，使用水平儀確定網格中各交點垂直 (圖 7 (a))，並計算各交點距離 (圖 7 (b))。

當完成影像轉換後，便可從轉換前後計算出影像變形矩陣，此矩陣可省去後續重複對位的步驟 (Dandrirosse *et al.*, 2021)。影像的變形矩陣為式(4)或式(5)。當 $\hat{\mathbf{t}}_r^t \bar{\mathbf{t}}_\omega > \hat{\mathbf{t}}_r^t P_G \bar{\mathbf{t}}_\omega$ 時使用式(4)，當 $\hat{\mathbf{t}}_r^t \bar{\mathbf{t}}_\omega \leq \hat{\mathbf{t}}_r^t P_G \bar{\mathbf{t}}_\omega$ 時使用式(5) (Evangelidis & Psarakis, 2008)。

$$\mathbf{i}_r = [I_T(\mathbf{x}_1)I_T(\mathbf{x}_2) \cdots I_T(\mathbf{x}_k)]^T \dots\dots\dots (1)$$

$$\mathbf{i}_\omega(\mathbf{P}) = [I_\omega(\mathbf{y}_1(\mathbf{P}))I_\omega(\mathbf{y}_2(\mathbf{P})) \cdots I_\omega(\mathbf{y}_k(\mathbf{P}))]^T \dots (2)$$

$$G(\tilde{\mathbf{p}})_{k,n} = \sum_{i=1}^2 \left(\left. \frac{\partial I_\omega(\mathbf{y}_i)}{\partial y_i} \right|_{\mathbf{y}=\mathbf{y}_k(\tilde{\mathbf{p}})} \times \left. \frac{\partial \phi_i(\mathbf{x}_k; \mathbf{p})}{\partial P_n} \right|_{\mathbf{P}=\tilde{\mathbf{p}}} \right) \dots (3)$$

$$\Delta \mathbf{p} = (G^{-t} \bar{G})^{-1} G^{-t} \left\{ \frac{\|\bar{\mathbf{t}}_\omega\|^2 - \bar{\mathbf{t}}_\omega^t P_G \bar{\mathbf{t}}_\omega}{\hat{\mathbf{t}}_r^t \bar{\mathbf{t}}_\omega - \hat{\mathbf{t}}_r^t P_G \bar{\mathbf{t}}_\omega} \hat{\mathbf{t}}_r - \bar{\mathbf{t}}_\omega \right\} \dots\dots\dots (4)$$

$$\Delta \mathbf{p} = (G^{-t} \bar{G})^{-1} G^{-t} \{ \lambda \hat{\mathbf{t}}_r - \bar{\mathbf{t}}_\omega \} \dots\dots\dots (5)$$

$$\lambda_1 = \sqrt{\frac{\bar{\mathbf{t}}_\omega^t P_G \bar{\mathbf{t}}_\omega}{\hat{\mathbf{t}}_r^t P_G \hat{\mathbf{t}}_r}} \dots\dots\dots (6)$$

$$\lambda_2 = \frac{\hat{\mathbf{t}}_r^t P_G \bar{\mathbf{t}}_\omega - \hat{\mathbf{t}}_r^t \bar{\mathbf{t}}_\omega}{\hat{\mathbf{t}}_r^t P_G \hat{\mathbf{t}}_r} \dots\dots\dots (7)$$

$$\hat{\mathbf{i}}_r = \frac{\bar{\mathbf{t}}_r}{\|\bar{\mathbf{t}}_r\|} \dots\dots\dots (8)$$

式中： $\hat{\mathbf{i}}_r$ 為參考向量； $\mathbf{i}_\omega(\mathbf{P})$ 為 $\hat{\mathbf{i}}_r$ 對應的扭曲向量；

$G(\tilde{\mathbf{p}})_{k,n}$ 為扭曲向量 $k \times n$ 的 Jacobian 矩陣； $\mathbf{i}_\omega(\mathbf{P})$ 、 $\bar{G}(\tilde{\mathbf{p}})$ 為 $\mathbf{i}_\omega(\mathbf{P})$ 、 $G(\tilde{\mathbf{p}})$ 的零均值，即為將向量轉換使其均值为零； ϕ_i 為標量函數，其意義為將向量轉換的算法； $\phi_i(\mathbf{x}_k; \mathbf{p})$ 為長度為 2 的向量變換（為了產生扭曲的坐標）； $\frac{\partial \phi_i(\mathbf{x}_k; \mathbf{p})}{\partial p_n}$ 為 $2 \times N$ 的 Jacobian 矩陣； $\mathbf{y} = (\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)^t$ 為扭曲影像坐標。

2.5 影像融合方法

2.5.1 小波融合

小波轉換 (Wavelet Transform, WT) 是一種將空間訊號轉換成頻率訊號的方法，可分為離散小波轉換 (Discrete Wavelet Transform) 及連續小波轉換 (Continuous Wavelet Transform)。離散小波轉換被廣泛使用於頻域轉換 (Kehtarnavaz, 2008)，其中其中 Haar 小波轉換計算量較小，且發展最久，因此本研究及採用 Haar 小波轉換做研究。

WT 先將影像作分解，再根據係數融合規則將影像作融合，最後再將融合影像重構。

(1) 影像分解

建立一組高通及低通分解濾波器，先將影像做水平分解成高頻(H) 及低頻(L)，再將影像做垂直分解。

a. 水平分解

$$x_L(m, n) = \sum_{i=0}^{k-1} x(m, 2n - i) \times g(i) \dots \dots \dots (9)$$

$$x_H(m, n) = \sum_{i=0}^{k-1} x(m, 2n - i) \times h(i) \dots \dots \dots (10)$$

式中： $g(i)$ 為低通分解濾波器， $h(i)$ 為高通分解濾波器。

b. 垂直分解

$$x_L(m, n) = \sum_{i=0}^{k-1} x(2m - i, n) \times g(i) \dots \dots \dots (11)$$

$$x_H(m, n) = \sum_{i=0}^{k-1} x(2m - i, n) \times h(i) \dots \dots \dots (12)$$

(2) 影像融合

各別對相應的頻率層做係數平均。

$$R_{LL(HH,HL)} = \frac{x_{LL(HH,HL)}^m(M,N) + x_{LL(HH,HL)}^n(M,N)}{2} \dots \dots \dots (13)$$

(3) 影像重構

建立一個與分解濾波器相應的合成濾波器為 $G(i)$ 、 $H(i)$ ($G(i)$ 為低通， $H(i)$ 為高通) 對垂直方向做還原，再對水平方向做還原。

2.5.2 拉普拉斯金字塔融合

拉普拉斯金字塔 (Laplacian Pyramid, LP) 是一種常見的影像金字塔方法。經過上採樣 (Reduce) 及下採樣 (Expand) 處理後的影像相減所得到的殘差，即為拉普拉斯金字塔。

LP 先將影像作分解，再根據係數融合規則將影像作融合，最後再將融合影像重構。

(1) 影像分解

從影像底層開始，將進行上採樣，再下採樣後的影像，跟原本影像做相減，即為拉普拉斯金字塔底層影像。

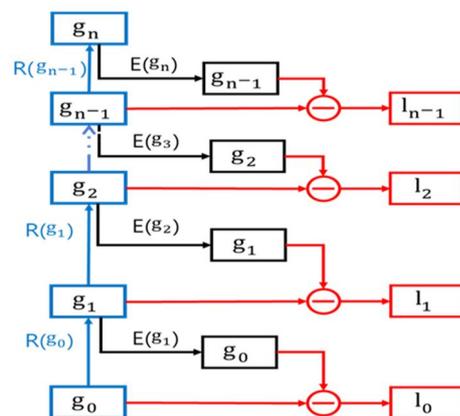


圖 9 拉普拉斯金字塔影像分解示意圖

$$L_n = g_n - \text{Expand}(\text{Reduce}(g_n)) \dots \dots \dots (14)$$

式中： g_n 為第 n 層影像； L_n 為第 n 層拉普拉斯影像；Reduce 為上採樣；Expand 為下採樣。

(2) 影像融合

金字塔頂層使用平均梯度法，金字塔其餘對應層各自使用區域能量法進行融合。

a. 平均梯度法

$$\Delta I_x = I(x, y) - I(x - 1, y) \dots \dots \dots (15)$$

$$\Delta I_y = I(x, y) - I(x, y - 1) \dots \dots \dots (16)$$

$$G = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{(\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2)}{2}} \dots\dots\dots (17)$$

$$LF_N(i, j) = \begin{cases} LA_N(i, j) & \text{if } G_A(i, j) \geq G_B(i, j) \\ LB_N(i, j) & \text{if } G_A(i, j) < G_B(i, j) \end{cases} \dots\dots\dots (18)$$

式中：I 為影像 pixle 值； ΔI_x 為 x 軸之梯度值； ΔI_y 為 y 軸之梯度值； LA_N 、 LB_N 為金字塔 A、B 頂層影像； G_A 、 G_B 為金字塔頂層平均梯度； LF_N 為頂層融合值。

b.區域能量法

$$ARE_n(i, j) = \sum_{-p}^p \sum_{-q}^q \omega(p, q) |LA_N(i + p, j + q)| \dots\dots\dots (19)$$

$$BRE_n(i, j) = \sum_{-p}^p \sum_{-q}^q \omega(p, q) |LB_N(i + p, j + q)| \dots\dots\dots (20)$$

$$LF_n(i, j) = \begin{cases} LA_n & \text{if } ARE_n(i, j) \geq BRE_n(i, j) \\ LB_n & \text{if } ARE_n(i, j) < BRE_n(i, j) \end{cases} \dots\dots\dots (21)$$

式中：p=q=1； $\omega = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ ； LF_n 為第 n 層融合值； $ARE(i, j)$ 、 $BRE(i, j)$ 為金字塔 A、B 第 n 層區域能量值。

(3) 影像重構

從融合影像 N 層做下採樣後與拉普拉斯金字塔第 N-1 層相加成第 N 層的還原影像。

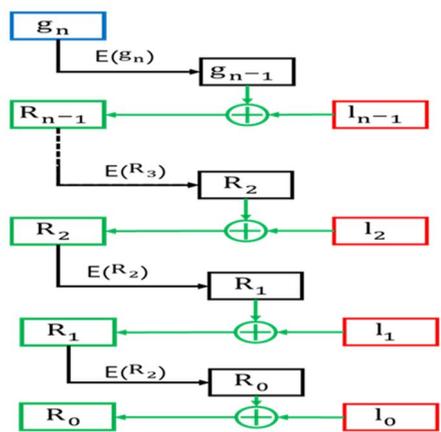


圖 10 拉普拉斯金字塔影像重構示意圖

$$R_{n-1} = L_{n-1} + \text{Expand}(R_n) \dots\dots\dots (22)$$

式中： R_n 為第 n 層重構影像； L_n 為第 n 層拉普拉斯影像；Expand 為下採樣。

2.5.3 非下採樣輪廓波轉換融合

非下採樣輪廓波轉換 (Nonsubsampled Contourlet Transform, NSCT) 通過迭代使用濾波器組來實現多尺度、多方向和位移不變的影像分解。

NSCT 先將影像作分解，再根據係數融合規則將影像作融合，最後再將融合影像重構。

(1) 影像分解

建立一組低通及高通分解濾波器，以非下採樣金字塔 (Nonsubsampled Pyramid, NSP) 將影像分解成高頻及低頻。高頻影像進行非下採樣方向濾波器組 (Nonsubsampled Directional Filter Banks, NSDFB) 分解；低頻再次進行非下採樣金字塔分解。

a.非下採樣金字塔 (NSP)

建立分解濾波器及合成濾波器來處理影像的分解及重構 (Zhai & Sun, 2010)。

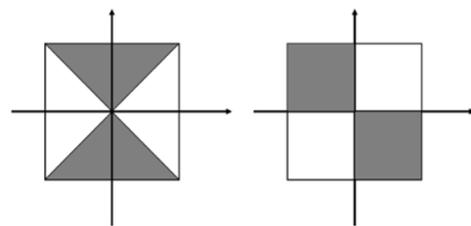
$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 1 \dots\dots\dots (23)$$

$$G_0(z) = G_1(z) = 1 \dots\dots\dots (24)$$

式中： $H_0(z)$ 為低通分解濾波器； $H_1(z)$ 為高通分解濾波器； $G_0(z)$ 為低通合成濾波器； $G_1(z)$ 為高通合成濾波器。

b.非下採樣方向濾波器組 (NSDFB)

使用扇形濾波器及象限濾波器的上採樣來進行影像處理。



(a) 扇形濾波器 (b) 象限濾波器
圖 11 NSDFB 示意圖

(2) 影像融合

高頻影像融合是使用區域能量法，低頻影像融合是使用區域方差法。

a.區域能量法

$$E_{j,k}^x(m, n) = \sum_{(x,y) \in \Omega_{N \times N}} \gamma(x, y) d_{j,k}^x(x, y)^2 \dots\dots\dots (25)$$

$$d_{j,k}^F(m,n) = \begin{cases} d_{j,k}^A(m,n) & ; E_{j,k}^A(m,n) \geq E_{j,k}^B(m,n) \\ d_{j,k}^B(m,n) & ; E_{j,k}^A(m,n) < E_{j,k}^B(m,n) \end{cases} \dots\dots\dots (26)$$

式中： $\Omega_{N \times N}$ 為區域窗口大小； $d_{j,k}^x$ 為影像之高頻係數； $\gamma(x,y)$ 為模板窗口； $d_{j,k}^F(m,n)$ 為融合後之高頻係數。

b.區域方差法

$$C^x(x,y) = \sum_{(x,y) \in \Omega_{N \times N}} \left(a_j^x(m,n)(x,y) - a_j^{-x}(m,n) \right)^2 \dots\dots\dots (27)$$

$$a_j^F(m,n) = \begin{cases} a_j^A(m,n) & \text{if } C^A(m,n) \geq C^B(m,n) \\ a_j^B(m,n) & \text{if } C^A(m,n) < C^B(m,n) \end{cases} \dots\dots\dots (28)$$

式中： $\Omega_{N \times N}$ 為區域窗口大小； a_j^x 為影像之低頻係數； $a_j^x(m,n)(x,y)$ 為區域窗口中係數平均值； $a_j^F(m,n)$ 為融合後之低頻係數。

(3) 影像重構

使用與分解濾波器相應的合成濾波器，分別對高頻及低頻影像做合成後相加，公式如式(29)所示。

$$y_0 \times G_0(z) + y_1 \times G_1(z) = y_F \dots\dots\dots (29)$$

式中： y_0 為低頻影像； y_1 為高頻影像； y_F 為重構之影像； $G_0(z)$ 為低通合成濾波器； $G_1(z)$ 為高通合成濾波器。

2.5.4 非下採樣剪切波轉換融合

非下採樣剪切波轉換 (Nonsampled Shearlet Transform, NSST) 為剪切波轉換的改良，能保留剪切波的優點，且操作效率高、複雜度低。

NSST 先將影像作分解，再根據係數融合規則將影像作融合，最後再將融合影像重構。

(1) 影像分解

建立一組低通及高通分解濾波器，以非下採樣金字塔 (Nonsampled Pyramid, NSP) 將影像分解成高頻及低頻。高頻影像進行剪切濾波器組 (Shear Filter Bank, SFB) 分解；低頻再次進行非下採樣金字塔分解。

a.剪切濾波器組 (SFB)

SFB 的核心概念是在偽級網格上對影像進行二

維傅立葉轉換後，在網格上使用子帶濾波器進行濾波 (邢雅瓊等，2016)。

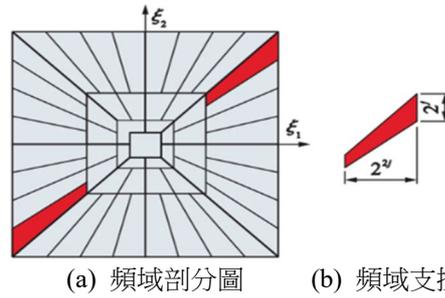


圖 12 剪切波頻域剖分及子帶區域特徵圖 (邢雅瓊等，2016)

(2) 影像融合

高頻影像融合是使用區域能量法，公式同式(25)及(26)所示，低頻影像融合是使用區域方差法，公式同式(27)及(28)所示。

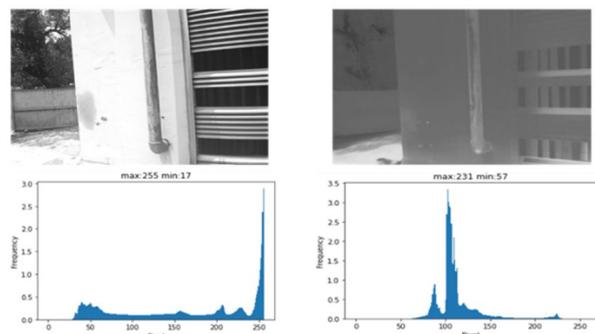
(3) 影像重構

使用與分解濾波器相應的合成濾波器分別對高頻及低頻影像做合成後相加，公式同式(29)所示。

2.6 影像融合指標

2.6.1 標準差

標準差 (Standard Deviation, STD) 用於表示影像的品質與清晰程度。當標準差越大時，影像越清晰，視覺效果越好 (Wu et al., 2020)。



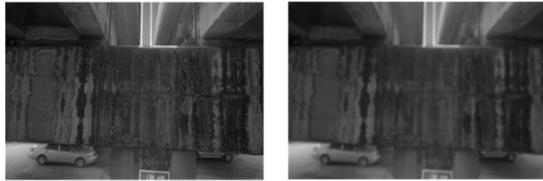
(a) 標準差：80.282 (b) 標準差：24.081
圖 13 影像標準差及其灰階值分佈示意圖

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (p(i,j) - v)^2} \dots\dots\dots (30)$$

式中： σ 為標準差； $M \times N$ 為影像大小； $p(i,j)$ 為影像素值第 i 列第 j 行； v 為平均值。

2.6.2 梯度融合指標

梯度融合指標 (Gradient-based fusion metric, Q_G) 用於表示融合影像的梯度訊息。梯度融合指標介於 0~1 之間，指標越趨近於 1，表示影像的層次越豐富，影像越清晰 (Xydeas & Petrović, 2000)。



(a) $Q_G : 0.541$ (b) $Q_G : 0.501$
圖 14 梯度融合指標示意圖

$$Q_P^{AB/F} = \frac{\sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M Q^{AF}(n,m)W^A(n,m) + Q^{BF}(n,m)W^B(n,m)}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (W^A(i,j) + W^B(i,j))} \dots\dots\dots (31)$$

$$Q_g^{AF}(n,m) = \frac{\Gamma_g}{1 + e^{k_g(G^{AF}(n,m) - \sigma_g)}} \dots\dots\dots (32)$$

$$Q_\alpha^{AF}(n,m) = \frac{\Gamma_\alpha}{1 + e^{k_\alpha(A^{AF}(n,m) - \sigma_\alpha)}} \dots\dots\dots (33)$$

$$G^{AF}(n,m) = \frac{g_F(n,m)}{g_A(n,m)} \dots\dots\dots (34)$$

$$g_A(n,m) = \sqrt{S_A^x(n,m)^2 + S_A^y(n,m)^2} \dots\dots\dots (35)$$

$$A^{AF}(n,m) = \frac{|\alpha_A(n,m) - \alpha_F(n,m) - \frac{\pi}{2}|}{\frac{\pi}{2}} \dots\dots\dots (36)$$

$$\alpha_A(n,m) = \tan^{-1} \frac{S_A^x(n,m)}{S_A^y(n,m)} \dots\dots\dots (37)$$

式中：A、B 為影像； Q^{AF} 、 Q^{BF} 為邊緣保留值 (Q^{BF} 計算公式與 Q^{AF} 相同)； $W^A(n,m)$ 、 $W^B(n,m)$ 為加權值； Q_g^{AF} 、 Q_α^{AF} 為影像邊緣寬度與方向的相似度； Γ_g 、 Γ_α 、 k_g 、 k_α 、 σ_g 、 σ_α 為常數項，用以確認 sigmoid 函數的形狀； G^{AF} 、 A^{AF} 為相對邊緣強度和邊緣方向。

2.6.3 互訊息指標

互訊息指標 (Mutual Information, MI) 用於量測兩幅影像的相似度，如圖 15 所示，兩幅影像交集的面積越多，表示兩幅影像越相似 (Qu *et al.*, 2002)。

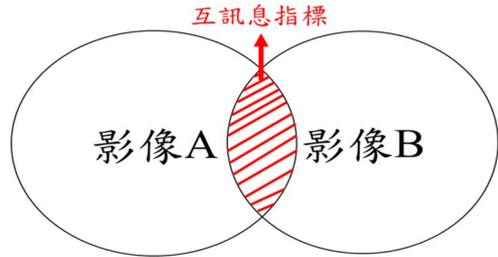


圖 15 互訊息指標示意圖

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \dots\dots\dots (38)$$

$$H(A) = \sum_a P_A(a) \log P_A(a) \dots\dots\dots (39)$$

$$H(B) = \sum_b P_B(b) \log P_B(b) \dots\dots\dots (40)$$

$$H(A, B) = - \sum_{ab} P_{AB}(a, b) \log P_{AB}(a, b) \dots\dots\dots (41)$$

式中：A、B 為影像；a、b 為影像之灰階值； $P_A(a)$ 、 $P_B(b)$ 為影像之灰階機率分布； $P_{AB}(a, b)$ 為影像的灰階聯合機率分布。

2.6.4 結構相似度指標

結構相似度指標 (Phase Congruency, Q_P) 是一種比較兩幅影像的結構相似程度的指標，當結構相似度指標用大時，表示兩幅影像越相似，當指標等於 1 時，表示兩幅影像完全一樣 (Hu *et al.*, 2017)。

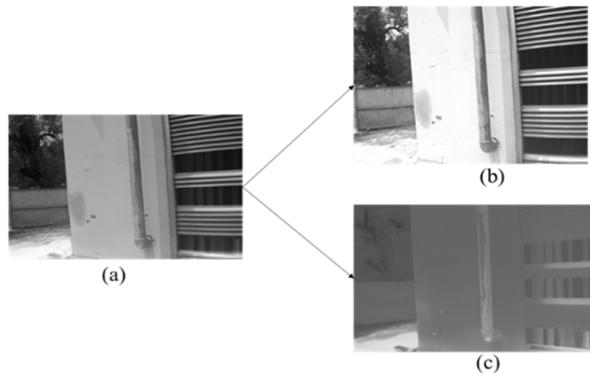


圖 16 結構相似度示意圖

$$Q_P(X, Y) = I(X, Y)^\alpha C(X, Y)^\beta S(X, Y)^\gamma \dots\dots\dots (42)$$

$$I(X, Y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2\mu_y^2 + C_1} \dots\dots\dots (43)$$

$$C(X, Y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2\sigma_y^2 + C_2} \dots\dots\dots (44)$$

$$S(X, Y) = \frac{2\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3} \dots\dots\dots (45)$$

式中：X、Y 為兩幅影像； $I(X, Y)$ 為亮度相似性；

$C(X, Y)$ 為對比相似度； $S(X, Y)$ 為結構相似性； α 、 β 、 γ 為權重，一般設定為 1； μ_x 、 μ_y 為影像灰階值； σ_x 、 σ_y 為影像標準差； σ_{xy} 為影像之灰階協方差； C_1 、 C_2 、 C_3 為常數，避免分母接近零造成不穩。

3. 結果與討論

3.1 影像對位

本研究拍攝距離約在 0.8 m 左右，共做 3 次外方位參數計算，並選用最接近平均組做後續計算使用。

表 1 可見光影像外方位參數表

可見光影像					
	Test1	Test2	Test3	平均	標準差
$\omega(^{\circ})$	0.080	0.099	0.104	0.094	0.013
$\phi(^{\circ})$	1.352	1.342	1.354	1.350	0.006
$\kappa(^{\circ})$	0.426	0.426	0.430	0.427	0.002
$X_L(\text{m})$	0.372	0.372	0.372	0.372	0.000
$Y_L(\text{m})$	0.296	0.296	0.296	0.296	0.000
$Z_L(\text{m})$	0.682	0.682	0.682	0.682	0.000

表 2 紅外熱影像外方位參數表

紅外熱影像					
	Test1	Test2	Test3	平均	標準差
$\omega(^{\circ})$	-0.717	-0.666	-0.657	-0.680	0.033
$\phi(^{\circ})$	0.988	0.956	0.970	0.972	0.016
$\kappa(^{\circ})$	0.081	0.084	0.070	0.078	0.008
$X_L(\text{m})$	0.380	0.379	0.380	0.379	0.000
$Y_L(\text{m})$	0.315	0.314	0.314	0.314	0.000
$Z_L(\text{m})$	0.679	0.680	0.680	0.680	0.000

表 3 外方位差成果表

外方位差					
	Test1	Test2	Test3	平均	標準差
$\omega(^{\circ})$	0.797	0.765	0.761	0.774	0.016
$\phi(^{\circ})$	0.364	0.386	0.384	0.378	0.010
$\kappa(^{\circ})$	0.345	0.342	0.360	0.349	0.008
$X_L(\text{cm})$	-0.750	-0.725	-0.743	-0.739	0.011
$Y_L(\text{cm})$	-1.880	-1.850	-1.842	-1.858	0.017
$Z_L(\text{cm})$	0.253	0.191	0.177	0.207	0.033

表 4 影像對位選用之參數表

選用之參數差	
$\omega(^{\circ})$	0.765
$\phi(^{\circ})$	0.386
$\kappa(^{\circ})$	0.342
$X_L(\text{cm})$	-0.725
$Y_L(\text{cm})$	-1.850
$Z_L(\text{cm})$	0.191

影像對位成果如圖 17 所示，圖 17(a) 為位置姿態轉換前之對位影像，圖 17(b) 為位置姿態轉換後之對位影像。可以清楚看到影像在進行位置姿態轉換前無法有效對位在一起，經過位置姿態轉換後能提升影像對位效果。

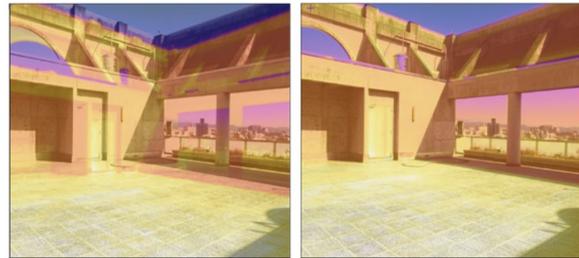


圖 17 影像轉換前後對位示意圖

3.2 影像融合測試分析

3.2.1 測試目標一

測試目標一為有表面劣損之鋼筋混凝土橋墩側面，各融合方法之融合影像如圖 18 所示。可以看到 NSCT 能夠在背景複雜的情況下凸顯出原始紅外熱影像的溫度異常處；LP 不太能呈現出原始紅外熱影像中的資訊。

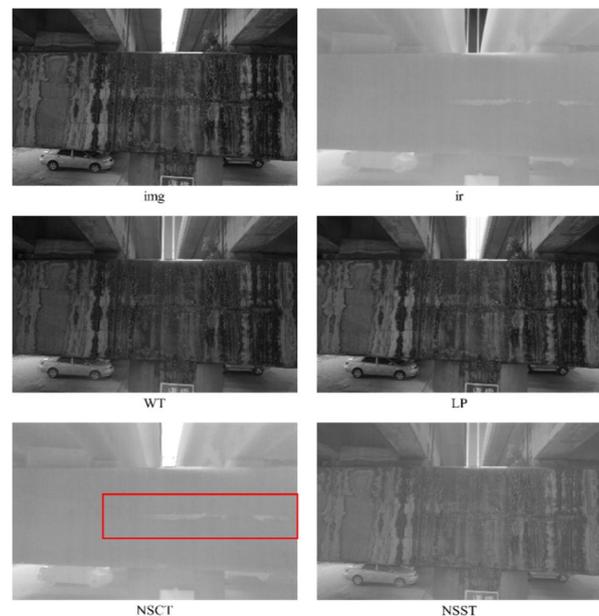


圖 18 測試目標一融合影像圖

3.2.2 測試目標二

測試目標三為無表面劣損之鋼筋混凝土橋墩，各融合方法之融合影像如圖 19 所示。可以看出在 WT、NSCT 及 NSST 方法皆有顯示出紅外熱影像中溫度異常的區域；LP 不太能呈現出原始紅外熱影像中的資訊。

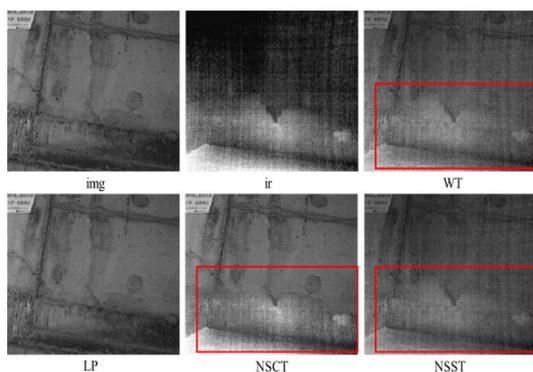


圖 19 測試目標二融合影像圖

3.2.3 影像融合測試結果綜合分析

經過多目標比較後，發現 WT、NSCT 及 NSST 皆能有效保留原始可見影像細節，也能凸顯原始紅外熱影像之溫度異常處，但 WT 所保留的細節較少，NSCT 及 NSST 能保留較多的細節，且 NSCT 在橋面有大量污漬的情況下，能凸顯橋梁內部劣損而不受污漬影響，LP 在測試中皆無法有效呈現原始紅外熱影像之訊息。

WT 只考慮水平、垂直與對角的資訊，而 NSCT 及 NSST 考慮更多角度的資訊，本研究實驗結果發現角度資訊似乎對融合影像面積辨識及計算影響不大。

3.3 影像融合指標分析

在互訊息指標及結構相似度指標中，會將融合後影像分別與原可見光影像及原紅外熱影像相比，當與可見光相比指數高時，表示融合影像跟可見光影像較相似，與紅外熱影像比時亦相同道理，故當與可見光及紅外熱影像相比之指數皆高，表示融合後影像既相似於原始可見光影像，亦相似原始紅外熱影像。

3.3.1 測試目標一

測試目標一中，各融合方法之融合指標如表 5 所示，紅色表示該指標最高之數值，藍色表示該指標最低之數值。LP 在互訊息及結構相似度指標中，與可見光影像相比數值最高，但與紅外熱影像相比數值卻是最低，表示 LP 融合影像中包含較少原始紅外熱影像訊息，NSCT 指標結果跟 LP 呈現相反，因為 NSCT 高頻及低頻影像融合是選取係數較大值（即為灰階值靠近 255 者），故影像會偏向紅外熱影像。WT 及 NSST 各項指標相似。

表 5 測試目標一融合方法之融合指標表
測試目標一融合指標（無單位）

	標準差	梯度融合指標	互訊息指標		結構相似度指標	
			與可見光影像	與紅外熱影像	與可見光影像	與紅外熱影像
WT	31.027	0.541	1.143	0.424	0.917	0.537
LP	36.042	0.507	3.024	0.212	0.990	0.526
NSCT	19.096	0.529	0.223	1.442	0.584	0.869
NSST	20.820	0.534	1.141	0.410	0.766	0.790

3.3.2 測試目標二

測試目標二中，各融合方法之融合指標如表 6 所示。在互訊息指標中可以看到 LP 與可見光影像比的值很高，但跟紅外熱影像比的值卻是非常低，表示 LP 中包含較少原始紅外熱影像訊息。NSCT 標準差最大，且在互訊息及結構相似度指標中之可見光與紅外熱影像相比的值都很接近，表示影像同時包含較多原始可見光及原始紅外熱影像訊息。NSST 及 WT 在互訊息及結構相似度指標的結果相似。

表 6 測試目標二融合方法之融合指標表
測試目標二融合指標（無單位）

	標準差	梯度融合指標	互訊息指標		結構相似度指標	
			與可見光影像	與紅外熱影像	與可見光影像	與紅外熱影像
WT	30.707	0.283	0.295	0.749	0.803	0.683
LP	27.109	0.241	1.426	0.124	0.895	0.557
NSCT	35.055	0.263	1.531	0.721	0.842	0.542
NSST	25.970	0.313	0.257	0.707	0.810	0.676

3.3.3 融合指標測試結果綜合分析

就實驗結果發現，本研究採用之四種融合指標進行融合影像評估，得到之指標值相近，因此無法以最大及最小值來評斷融合方法之效果。由於這四種指標不適用於本研究混凝土橋梁影像融合方法之評斷的依據，最後採用人工判斷方式選擇較適合用於混凝土橋梁影像融合之方法。

3.4 橋梁內部劣損檢測與分析

為了確認橋梁內部是否存在劣損，本研究使用打音診斷法確認橋梁內部實際劣損面積位置及範圍。打音診斷法是藉由敲打牆面所發出的聲音異常，判斷出橋梁內部劣損處，此方法能簡單、快速且有效找出橋梁內部劣損位置及面積（園田佳巨等，2008）。

本研究從測試目標二中選兩處表面完整但有內部劣損處進行融合面積比較，如圖 20 所示，並使用 ImageJ 軟體以人工框選及自動框選計算各融合方法之內部劣損面積，並與實際量測面積比較，以分析融合方法量測面積精度。

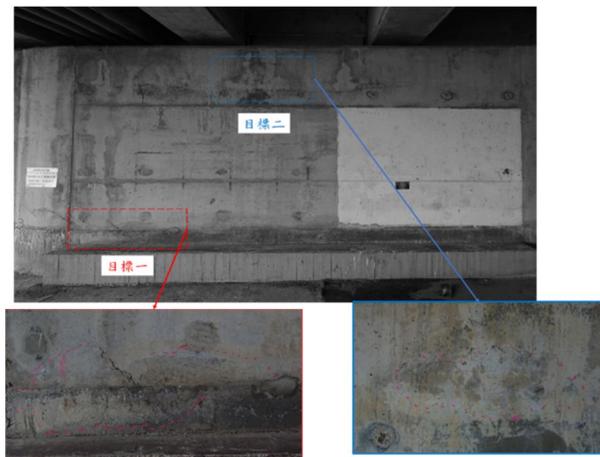


圖 20 內部面積量測目標示意圖

3.4.1 目標一

本研究從打音診斷法畫出之面積中量測兩段長度作為目標一之比例尺使用，第一段如圖 21 所示，長度為 1.055 m，第二段如圖 22 所示，長度為 0.390 m。

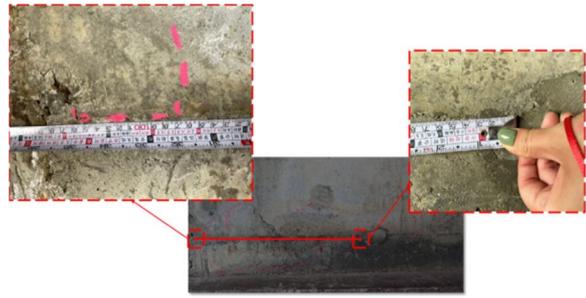


圖 21 目標一之第一段實際長度示意圖

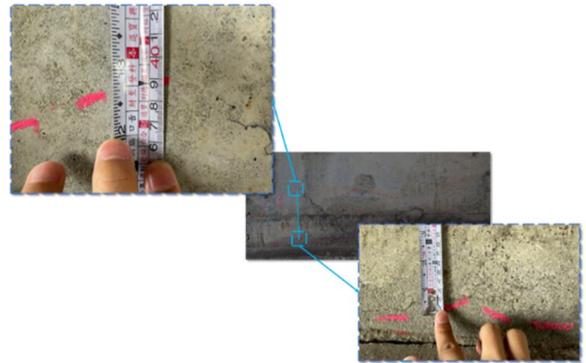


圖 22 目標一之第二段實際長度示意圖

(1) 人工框選計算面積

以目視框選出融合影像中較亮處（即為紅外熱影像中之溫度異常處）後，利用軟體 ImageJ 中計算不規則面積之工具計算出內部劣損面積值，如圖 23 所示，圖 23(a)為打音診斷法、圖 23(b)為 WT、圖 23(c)為 LP、圖 23(d)為 NSCT、圖 23(e)為 NSST，由於 LP 融合方法中，無法清楚辨識出內部劣損面積，故無法做面積量測。

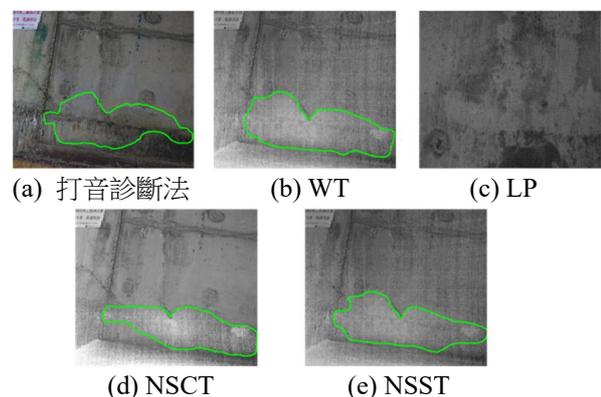


圖 23 目標一之人工量測面積示意圖

重複量測 10 次並取其平均作為該方法最終之內部劣損面積，如表 7 所示。打音診斷法量測之面積為 0.305 m^2 ，WT 為 0.454 m^2 ，NSCT 為 0.365 m^2 ，NSST 為 0.400 m^2 。

表 7 目標一之人工量測面積值表

目標一之人工量測面積值(單位： m^2)				
	打音診斷法	WT	NSCT	NSST
1	0.303	0.461	0.373	0.396
2	0.304	0.459	0.370	0.398
3	0.306	0.455	0.367	0.398
4	0.308	0.458	0.365	0.397
5	0.310	0.459	0.361	0.403
6	0.308	0.467	0.356	0.398
7	0.308	0.464	0.358	0.402
8	0.303	0.460	0.361	0.404
9	0.305	0.454	0.358	0.400
10	0.304	0.457	0.365	0.403
平均	0.306	0.459	0.363	0.400
標準差	0.002	0.004	0.006	0.003

(2) 自動框選計算面積

由於紅外熱影像中之溫度異常區域較亮，所以當與可見光影像融合後，溫度異常處便會被保留下來，再使用軟體 ImageJ 中的 Otsu 閾值法，利用各個融合影像中之灰階值灰階值統計量計算出閾值，藉以區分出劣損區域，自動計算出範圍面積，如圖 24 所示，圖 24(a)為 WT、圖 24(b)為 NSCT、圖 24(c)為 NSST。

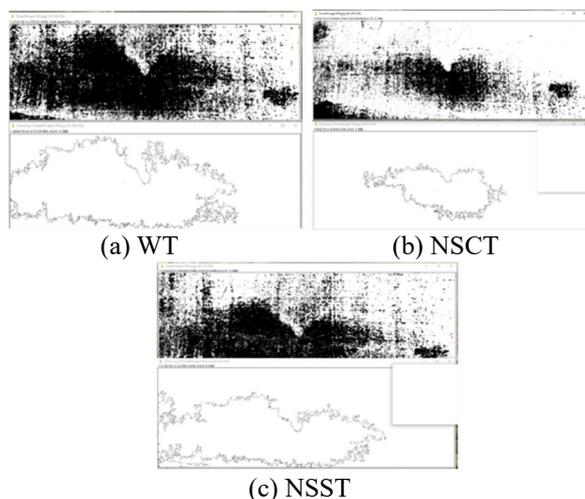


圖 24 目標一之自動量測面積示意圖

以自動方式計算其內部劣損面積大小，如表 8 所示。WT 為 $0.314 m^2$ 、NSCT 為 $0.112 m^2$ 、NSST 為 $0.316 m^2$ 。由於目標一拍攝當天為陰天、氣溫較低，橋梁吸收到之熱能較少，所以拍攝之紅外熱影像內部劣損面積邊緣較難以斷判，因此 NSCT 融合後影像之內部劣損面積邊緣不明顯，導致當以 Otsu 閾值法進行自動面積計算時會產生低估現象。

表 8 目標一之自動量測面積值表
目標一之自動量測面積值(單位： m^2)

WT	0.314
NSCT	0.112
NSST	0.316

3.4.2 目標二

本研究從打音診斷法畫出之面積中量測兩段長度作為目標二之比例尺使用，第一段如圖 25 所示，長度為 $0.538 m$ ，第二段如圖 26 所示，長度為 $0.275 m$ 。



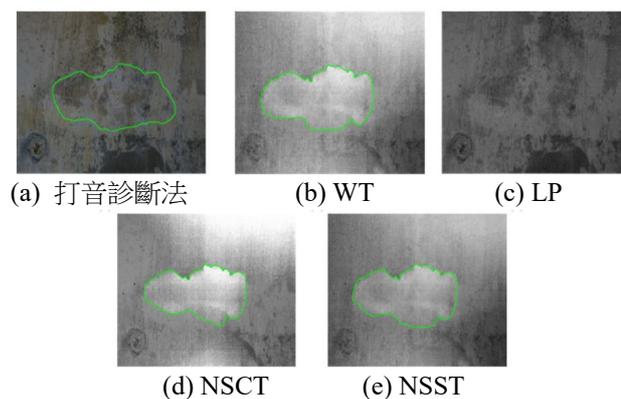
圖 25 目標二之第一段實際長度示意圖



圖 26 目標二之第二段實際長度示意圖

(1) 人工框選計算面積

以目視框選出融合影像中較亮處（即為紅外熱影像中之溫度異常處）後，利用軟體 ImageJ 中計算不規則面積之工具計算出內部劣損面積值，如圖 27 所示，圖 27(a)為打音診斷法、圖 27(b)為 WT、圖 27(c)為 LP、圖 27(d)為 NSCT、圖 27(e)為 NSST，由於 LP 融合方法中，無法清楚辨識出內部劣損面積，故無法做面積量測。



(a) 打音診斷法

(b) WT

(c) LP

(d) NSCT

(e) NSST

圖 27 目標二之人工量測面積示意圖

重複量測 10 次並取其平均作為該方法最終之內部劣損面積，如表 9 所示。打音診斷法量測之面積為 0.077 m^2 ，WT 為 0.070 m^2 ，NSCT 為 0.072 m^2 ，NSST 為 0.070 m^2 。

表 9 目標二之人工量測面積值表
目標二之人工量測面積值(單位： m^2)

	打音診斷法	WT	NSCT	NSST
1	0.077	0.069	0.072	0.070
2	0.077	0.069	0.070	0.071
3	0.078	0.070	0.071	0.071
4	0.076	0.070	0.074	0.069
5	0.077	0.070	0.072	0.071
6	0.076	0.069	0.072	0.069
7	0.077	0.070	0.073	0.069
8	0.076	0.070	0.070	0.068
9	0.077	0.069	0.071	0.070
10	0.077	0.071	0.071	0.070
平均	0.077	0.070	0.072	0.070
標準差	0.001	0.001	0.001	0.001

4. 結論與建議

4.1 結論

現行的橋梁檢測裂縫都是使用可見光為主，本研究主要是輔助橋梁檢測，目的為能快速、簡單找出橋梁表面所看不見之內部劣損，本研究實驗結果顯示 NSCT 方法能簡單、容易及背景複雜的情況下凸顯紅外熱影像細節。故本研究推薦使用非下採樣輪廓波轉換 (NSCT) 作為混凝土橋梁檢測使用。

4.2 建議

環境溫度會影響到紅外熱像儀之成像效果的好壞，建議在氣溫高時進行拍攝，以達到清晰呈現橋梁內部劣損面積區域。

參考文獻

邢雅瓊、王曉丹、劉健、畢凱，2016。基於 NSST 域的紅外與彩色可見光圖像融合，系統工程理論與實踐，36(2): 536-544。[Xing, Y.Q., Wang, X.D., Liu, J., and Bi, K., 2016. Fusion technique for infrared and color visible image in non-subsample

shearlet transform domain, *Systems Engineering Theory and Practice*, 36(2): 536-544. (in Chinese)]
饒見有、詹鈞評、蔡欣局、周姿良、王瑞麟，2020。影像式智慧橋梁檢測作業系統之開發，中華技術，127: 190-199。[Rau, J.Y., Jhan, J.P., Tsai, H.C., Chou, T.L., and Wang, J.L., 2020. Development of an image-based smart bridge inspection system, *CECI Engineering Technology*, 127: 190-199. (in Chinese)]
園田佳巨、山中步、三好茜，2008。音響解析を用いた回転式打音検査法の診断メカニズムに関する基礎的研究，構造工学論文集 A・54(A): 599-606。[Sonoda, Y., Nakayama, A., and Miyoshi, A., 2008. A fundamental study on diagnostic mechanism of the rotary hammering test by acoustic analysis, *Journal of Structural Engineering, A*, 54(A): 599-606. (in Japan)]
Adhikari, R.S., Moselhi, O., and Bagchi, A., 2014. Image-based retrieval of concrete crack properties for bridge inspection, *Automation in Construction*, 39: 180-194.
Dandrifosse, S., Carlier, A., Dumont, B., and Mercatoris, B., 2021. Registration and fusion of close-range multimodal wheat images in field conditions, *Remote Sensing*, 13(7): 1380.
Dlesk, A., Vach, K., and Pavelka, K., 2021. Transformations in the photogrammetric co-processing of thermal infrared images and RGB images, *Sensors*, 21(15): 5061.
Ellenberg, A., Kontsos, A., Moon, F.L., and Bartoli, I., 2016. Bridge deck delamination identification from unmanned aerial vehicle infrared imagery, *Automation in Construction*, 72: 155-165.
Evangelidis, G.D., and Psarakis, E.Z., 2008. Parametric image alignment using enhanced correlation coefficient maximization, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30(10): 1858-1865.
Hu, H.M., Wu, J., Li, B., Guo, Q., and Zheng, J., 2017.

- An adaptive fusion algorithm for visible and infrared videos based on entropy and the cumulative distribution of gray levels, *IEEE Transactions on Multimedia*, 19(12): 2706-2719.
- Jin, X., Jiang, Q., Yao, S., Zhou, D., Nie, R., Hai, J., and He, K., 2017. A survey of infrared and visual image fusion methods, *Infrared Physics & Technology*, 85: 478-501.
- Kao, S.P., Wang, F.L., Lin, J.S., Tsai, J., Chu, Y.D., and Hung, P.S., 2022. Bridge crack inspection efficiency of an unmanned aerial vehicle system with a laser ranging module, *Sensors*, 22(12): 4469.
- Kehtarnavaz, N., 2008. *Digital Signal Processing System Design* (2nd ed.), Cambridge: Academic Press.
- Liu, Y., Dong, L., and Xu, W., 2022. Infrared and visible image fusion via salient object extraction and low-light region enhancement, *Infrared Physics & Technology*, 124: 104223.
- Ma, J., Ma, Y., and Li, C., 2019. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey, *Information Fusion*, 45: 153-178.
- Omar, T., and Nehdi, M.L., 2017. Remote sensing of concrete bridge decks using unmanned aerial vehicle infrared thermography, *Automation in Construction*, 83: 360-371.
- Qi, B., Jin, L., Li, G., Zhang, Y., Li, Q., Bi, G., and Wang, W., 2022. Infrared and visible image fusion based on co-occurrence analysis shearlet transform, *Remote Sensing*, 14(2): 283.
- Qu, G., Zhang, D., and Yan, P., 2002. Information measure for performance of image fusion, *Electronics Letters*, 38(7): 313-315.
- Wang, Q., Gao, X., Wang, F., Ji, Z., and Hu, X., 2020. Feature point matching method based on consistent edge structures for infrared and visible images, *Applied Sciences*, 10(7): 2302.
- Wu, M., Ma, Y., Huang, J., Fan, F., and Dai, X., 2020. A new patch-based two-scale decomposition for infrared and visible image fusion, *Infrared Physics & Technology*, 110: 103362.
- Xydeas, C.S., and Petrović, V., 2000. Objective image fusion performance measure, *Electronics Letters*, 36(4): 308-309.
- Zhai, Z., and Sun, J., 2010. A new multi-focus image fusion algorithm based on Nonsubsampled Contourlet Transform, *Proceedings of the 3rd International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE)*, China, Vol. 4 pp.313-316.

A Study on Different Fusion Methods of Visible Light and Infrared Thermal Images for Internal Damage Detection of Concrete Bridges

Yi-Ru Zhang ^{1*} Szu-Pyng Kao ² Feng-Liang Wang ³ Jhih-Sian Lin ⁴

Abstract

Bridge inspection can use infrared thermal images to display internal damage, but it is difficult to identify the location of damage. By combining infrared thermal images with visible light images, image details and temperature anomalies can be obtained. This study uses Wavelet Transform (WT), Laplacian Pyramid (LP), Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT) and Nonsubsampled Shearlet Transform (NSST) to fuse reinforced concrete bridge images, measure, and compare the accuracy of internal damaged areas. This study shows that LP is difficult to highlight the information of the original infrared thermal image, WT, NSCT and NSST can effectively integrate visible light image and infrared thermal image, and NSCT can highlight infrared thermal image. The area difference between NSCT and other non-destructive detection methods is 0.057 m^2 , 0.005 m^2 , NSST is 0.094 m^2 , 0.007 m^2 , WT is 0.153 m^2 , 0.007 m^2 . NSCT is the closest to the actual area and is not affected by the stains on the bridge deck, so this study recommends NSCT to be used for the detection of concrete bridges.

Keywords: Nondestructive Testing, Images Fusion, Internal Damage Detection

¹ Master Student, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University

² Professor, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University

³ Ph.D. Candidate, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University

⁴ Ph.D. Student, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University

* Corresponding Author, E-mail: tina93021tw@gmail.com

Received Date: Jul. 11, 2022

Revised Date: Jul. 20, 2022

Accepted Date: Aug. 12, 2022