

植基於邊緣敏感度分析預測方法之可逆式資訊隱藏技術及自適性門檻設定

呂慈純

朝陽科技大學資訊管理系

41349 台中市霧峰區吉峰東路 168 號

tclu@cyut.edu.tw

曾俊雅

朝陽科技大學資訊管理系

41349 台中市霧峰區吉峰東路 168 號

s10033901@cyut.edu.tw

摘要

本研究提出一個可逆式資訊隱藏技術，所提方法改良 Feng 學者提出的延伸 Lukac 方法，結合標準差設計，對影像區塊複雜度進行分析，以標準差門檻決定不同複雜度區塊所使用的預測方式，有效提升 Feng 學者方法的影像品質。此外，因為門檻值的設定會嚴重影響到藏入量和影像品質，故本研究設計一個有系統的方式進行門檻值評估，使預測準確度提升，再以預測誤差直方圖位移的方式，嵌入機密訊息。實驗結果證實本研究方法可以有效地提升影像品質，尤其是複雜型的影像，有較佳的效果。

關鍵字：可逆式資訊隱藏、標準差、預測誤差、直方圖位移、邊緣敏感度分析。

壹、介紹

資訊隱藏是一種將機密訊息嵌入於影像媒體中的技術，非相關的人無法輕易察覺潛藏於影像中的資訊，達到保密的效果。資訊隱藏技術雖然可以嵌入機密訊息於影像媒體中，但是，機密訊息嵌入後，可能導致承載訊息的影像媒體被破壞，永遠無法復原回原始狀態 [8]。因此，學者提出可逆式資訊隱藏技術 (Reversible Data Hiding, RDH)，使影像媒體能夠還原到原始狀態。

可逆式資訊隱藏技術，亦稱之為無損式的資訊隱藏技術，該技術在取出機密訊息後，可以完全無損復原影像，其特性適合應用於醫學、軍事或藝術品等影像，讓隱蔽影像無損的恢復回原來的影像 [10]。RDH 技術著重於藏入量的大小和隱蔽影像的品質，故如何提升藏入量和偽裝影像的品質成為一大挑戰。

近幾年來 RDH 技術有許多的相關研究，例如 Tian 學者(2003)所提的差異擴張技術，該方法以 2 個鄰近像素的差值為基礎，進行擴張並且嵌入機密訊息 [11]；Alatter 學者(2004)延伸 Tian 學者的方法，以向量取代像素匹配的方式，增加藏入訊息的能力[1]；Tsai 學者(2005)使用配對邏輯計算方法 (Pair-Wise Logical Computation, PWLC)，以 XOR 的方式將機密訊息藏入黑白影像中 [12]；Ni 學者(2006)提出直方圖位移技術與 RDH 進行結合，分析預測誤差的分佈情形並且產生直方圖，接著將機密訊息嵌入 [8]；Yang 學者

(2009)使用交錯式影像結合直方圖位移 (Histogram Shifting-based) 技術, 有效的提升預測準確度和影像品質 [13]; Feng 學者(2012)修改 Lukac 方法並且結合直方圖位移, 提升藏入量和影像品質 [3]; Hong 學者(2012)修改 Tai 學者的方法, 以自適性的方式調整預測誤差並且建立雙二元樹 (Dual Binary Tree, DBT), 並以直方圖位移方式進行嵌入, 提高嵌入訊息的空間 [5]; Yang 學者(2013)使用梯度邊緣方向預測, 利用差異擴張法 (Difference Expansion) 隱藏訊息, 有效提升隱蔽影像的品質 [13]; Zhang 學者(2013)將優化價值轉換 (Optimal Value Transfer) 用於修正誤差評估, 達到高嵌入能力 [14]; Li 學者(2013)將 RDH 技術應用於彩色影像, 將 RGB 三種顏色通道 (Color Channel) 的像素分別獨立並且互相預測, 最後使用差異擴張法藏入資訊, 該方法有效的減少預測誤差, 增加藏入訊息的空間 [6]。

分析近期提出的 RDH 技術大概可分為以下幾種類型:

- (1) 差異擴張: 以像素與預測值 (或轉換係數間) 的差異進行擴張, 將機密訊息藏於擴張後的差異中。例如, Tian(2003)、Alattar(2004)、Feng(2012)、Yang(2013)、Zhang(2013)、Li(2013)等。
- (2) 直方圖位移: 像素值或差異值進行直方圖統計, 將機密訊息藏於峰值點中。例如, Ni(2006)、Yang(2009)、Hong(2012)等學者所提直方圖藏入技術等。

上述技術中, 差異值計算是很重要的一個環節, 若差異值越小, 不管是擴張或位移所造成的影像失真就會越小。差異值的計算對象, 早期是使用平均值, 或直接以二個像素 (或係數) 間的差值進行運算。學者們為了降低差異程度提出了以預測值進行差值運算的方法, 預測值有些是利用鄰近像素值的平均值, 有些使用加權概念, 以提高預測的準確度, 用以減少預測值與像素 (或係數) 間的差異距離。例如: Lukac 等學者提出鄰近像素預測技術, 他們利用邊緣敏感係數進行鄰近像素加權平均值運算。其後, Feng 等學者延伸 Lukac 學者的概念, 擴大邊緣敏感係數運算的標的, 用以提高預測值的精確度。

Feng 等學者的方法可有效提升複雜影像的預測精確度, 但針對平滑影像卻無法有效發揮。因此, 本研究提出一個改良 Feng 學者的方法, 透過標準差評估各區塊的複雜度, 不同複雜度的區塊用不同的方式進行預測, 並且以自適性的方式設定門檻值, 減少人工設定門檻對影像的影響。最後, 分析預測誤差的分佈情形, 利用直方圖位移的方式嵌入機密訊息, 以提升影像品質。

本篇研究會依序介紹整個研究流程: 第 2 章節會詳細的介紹 Ni 學者的直方圖位移技術 (第 2.2 節)、Lukac 方法的邊緣敏感預測 (第 2.3 節) 和 Feng 學者延伸 Lukac 方法 (第 2.4 節) 的概念和步驟。第 3 章節會呈現整個研究流程和範例。第 4 章節將探討自適性門檻值的設定概念 (第 4.1 節), 並且呈現實驗數據 (第 4.2 節)。最後, 於第 5 章節對整個研究做結論。

貳、文獻探討

一、交錯式影像

Bayer 學者於 1976 年提出顏色濾波矩陣 (Color Filter Array, CFA), 該矩陣每個像素只記錄一種顏色, 並且假設 RGB 三種顏色是相關聯的 [7]。Lukac 等學者於 2004 年利

用 CFA 的特性，將顏色矩陣再區分成更多不同的顏色矩陣，其中一種是將 RGB 三種顏色以交錯（如圖 1-(b)）的方式記錄，產生不同的顏色矩陣，並且使用於 CFA 內插法（CFA Interpolation）。

Yang 學者於 2009 年提出交錯式灰階影像直方圖位移技術，該方法將灰階影像分類成 α 和 β 互不相交的 2 個集合 [13]，公式如下所示：

$$\begin{cases} \alpha = x_{(i,j)}, & \text{if } (i\%2) = (j\%2), \\ \beta = x_{(i,j)}, & \text{if } (i\%2) \neq (j\%2). \end{cases} \quad (1)$$

令 $x_{(i,j)}$ 為原始像素值， i 和 j 為 2 維影像的像素位置， $\alpha = \{x_{(0,0)}, x_{(0,2)}, \dots, x_{(m-1,n-1)}\}$ 和 $\beta = \{x_{(0,1)}, x_{(0,3)}, \dots, x_{(m-1,n-2)}\}$ 為 $x_{(i,j)}$ 的分類集合，且 $\alpha \cap \beta = \phi$ 。當 $(i \bmod 2) = (j \bmod 2)$ 時，將 $x_{(i,j)}$ 分類至 α 集合；如果 $(i \bmod 2) \neq (j \bmod 2)$ 時，將 $x_{(i,j)}$ 分類至 β 集合。以此類推，直到所有像素都被分類完成。

圖 1-(a) 是 Bayer 學者的 CFA 顏色表，圖 1-(b) 是 Lukac 學者的交錯式 RGB 影像，圖 1-(c) 是 Yang 學者的交錯式灰階影像。

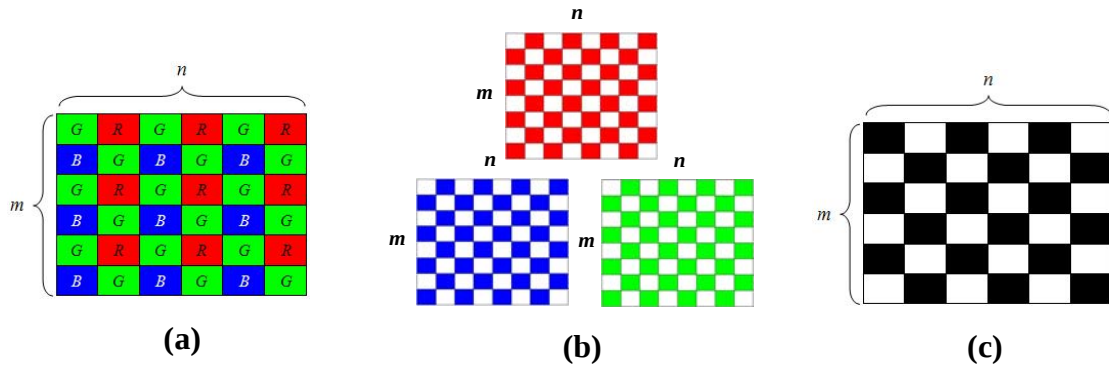


圖 1 交錯式影像 (a) Bayer 的 CFA；(b) Lukac 的交錯式 RGB 影像；(c) Yang 的交錯式灰階影像

Yang 學者的方法使用不同集合的 4 個鄰近像素進行預測，例如預測 α 集合的 $x_{(i,j)}$ 像素時，會使用鄰近 β 集合的 $x_{(i-1,j)}$ 、 $x_{(i,j-1)}$ 、 $x_{(i+1,j)}$ 和 $x_{(i,j+1)}$ 像素進行預測；反之，預測 β 集合的像素時，會透過 α 集合的像素進行預測。因此，在進行訊息嵌入和取出時，不會干擾到相同集合的數值。

二、直方圖位移

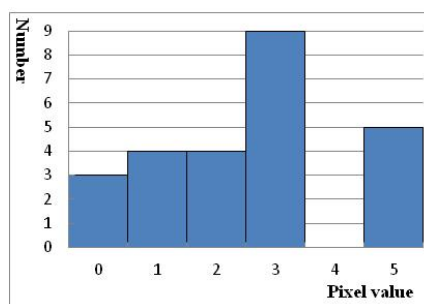
Ni 等學者於 2006 年提出直方圖位移技術與 RDH 進行結合 [8]，直方圖位移的概念是先分析整張影像的像素值分佈情形並且得到一張直方圖表，接著從直方圖表中尋找出現最多次的峰值點（Peak Point）和第一個找到的零值點（Zero Point），最後將機密訊息嵌入峰值點，嵌入流程如下。

- (1) 分析整張影像的像素值分佈情形（如圖 2-(b)）。
- (2) 尋找出現次數最多的峰值點 P 和未出現過的零值點 Z 。
- (3) 位移直方圖像素值，位移條件如下：
 - I. 如果 $P < Z$ ，代表 Z 在 P 右方， $[P+1, Z]$ 之間的像素值 $x_{(i,j)} = x_{(i,j)} + 1$ 。
 - II. 如果 $P > Z$ ，代表 Z 在 P 左方， $[P-1, Z]$ 之間的像素值 $x_{(i,j)} = x_{(i,j)} - 1$ 。
- (4) 將機密訊息嵌入峰值點，並且產生隱蔽影像，公式如下所示：

$$\begin{aligned} x'_{(i,j)} &= p_{(i,j)} + e_{(i,j)} + b, & \text{if } P < Z, \\ x'_{(i,j)} &= p_{(i,j)} + e_{(i,j)} - b, & \text{if } P > Z. \end{aligned} \quad (2)$$

5	3	3	3	2
2	1	0	0	1
2	3	3	0	5
2	3	5	3	5
1	1	3	5	3

(a)



(b)

圖 2 直方圖位移範例：(a) 像素值 $x_{(i,j)}$ 表；(b) 像素值 $e_{(i,j)}$ 分佈表

令 $x'_{(i,j)}$ 為偽裝影像的像素值， b 為欲嵌入的機密訊息。以圖 2 為例，當像素值 $x_{(i,j)}$ 分析完成後（如圖 2-(b)）發現，峰值點 $P=3$ 且零值點 $Z=4$ ，代表峰值點 P 為嵌入訊息的位置。接著對直方圖進行位移，由於 $P < Z$ ，零值點位於峰值點的右方，因此 $P < x_{(i,j)} \leq Z$ 之間的所有像素值要往右移動 $x_{(i,j)} = x_{(i,j)} + 1$ 。最後，以 $x_{(0,1)} = 3$ 為例， $x_{(0,1)}$ 位於峰值點，代表可以藏入資訊，假設機密訊息為 $b=1$ 時，嵌入機密訊息後的偽裝影像的像素值為 $x'_{(0,1)} = 3 + 1 = 4$ ； $x_{(0,2)} = 3$ ，假設機密訊息為 $b=0$ 時，嵌入機密訊息後的誤差值為 $x'_{(0,2)} = 3 + 0 = 3$ 。以此類推，即可將訊息嵌入影像。

三、Lukac 演算法

Lukac 等學者於 2004 年提出一種使用周圍鄰近像素對彩色影像進行預測的技術 [7]，該方法利用區塊彩色比例（Local Color Ratios）和邊緣敏感（Edge-Sensing）權重係數，以提高影像在縮放時的解析度。

該方法利用鄰近像素的權重，對欲嵌入訊息的像素進行預測，其公式如下：

$$p_{(i,j)} = \left\lfloor \sum_{k=1}^4 w_k x_k \right\rfloor, \quad (3)$$

令 $p_{(i,j)}$ 為預測像素值， w_k 為鄰近像素權重， x_k 為第 k 個鄰近像素值， i 和 j 為 2 維影像的像素位置， k 為鄰近像素位置的集合 $k = \{(i, j-1), (i-1, j), (i, j+1), (i+1, j)\}$ 。公式 (3) 對像素位置 $(i, j-1)$ 、 $(i-1, j)$ 、 $(i, j+1)$ 和 $(i+1, j)$ 進行權重 w 的計算並且與原始像素 x_k 相乘後再加總，即可得到預測值 $p_{(i,j)}$ 。權重 w_k 的計算則利用邊緣敏感係數 u_k 求得，其公式如下：

$$u_l = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^4 |x_l - x_k|}, \quad (4)$$

令 $l = k$ ，公式 (4) 是為了解測鄰近像素的差異程度，如果 x_l 與其它 4 個像素 x_k 的值差異越大，代表分母的數值越大，得到的 u_l 會越趨近於 0；反之，如果 x_l 與其它像素 x_k 的值差異越小，代表分母的數值越小，得到的 u_l 會越趨近於 1。此公式加強邊緣像素 x_l 與其它 4 個像素 x_k 之間的關聯性，降低預測誤差。

最後，利用下列公式正規化 u_k 的數值，即可得到 4 個鄰近像素的權重 w_k ，

$$w_l = \frac{u_l}{\sum_{k=1}^4 u_k}. \quad (5)$$

以圖 3-(a)為例，首先計算邊緣敏感係數 u_k ，利用公式 (4) 得到像素位置 $(i, j-1)$ 的敏感係數 $u_{(i,j-1)} = (1 + |16-16| + |16-23| + |16-9| + |16-10|)^{-1} = 0.048$ 。以此類推，得到其它敏感係數 $u_{(i-1,j)} = 0.048$ 、 $u_{(i,j+1)} = 0.043$ 和 $u_{(i+1,j)} = 0.029$ 。接著，透過公式 (5) 正規化，得到鄰近像素的權重值 $w_{(i,j-1)} = 0.285$ 、 $w_{(i-1,j)} = 0.285$ 、 $w_{(i,j+1)} = 0.260$ 和 $w_{(i+1,j)} = 0.171$ 。最後，利用公式 (1) 將權重值 w_k 和原始像素值 x_k 相乘後加總，即可得到預測像素值 $p_{(i,j)} = 13$ 。

	(j-1)	(j)	(j+1)		(j-1)	(j)	(j+1)
(i-1)	5	10	15	(i-1)		10	
(i)	16	18	9	(i)	16	13	9
(i+1)	20	23	17	(i+1)		23	

(a)
(b)

圖 3 Lukac 演算法範例：(a) 原始影像；(b) 預測後之影像

四、延伸 Lukac 演算法

Feng 等學者於 2012 年將 Lukac 學者的概念運用於資訊隱藏，達到降低預測值的誤差，並且提高訊息藏入量 [3]。作者假設 $x_{(i,j-1)}$ 、 $x_{(i-1,j)}$ 、 $x_{(i,j+1)}$ 和 $x_{(i+1,j)}$ 的鄰近像素對預測像素 $p_{(i,j)}$ 也會有貢獻，因此利用更多的鄰近像素進行預測。作者使用 Lukac 學者的概念，先計算 $x_{(i,j)}$ 的鄰近像素 $p_{(i,j-1)}$ 、 $p_{(i-1,j)}$ 、 $p_{(i,j+1)}$ 和 $p_{(i+1,j)}$ 的預測值。邊緣敏感係數 u_k 和權重

值 w_k 的公式同 (4) 和 (5)，但是鄰近像素的位置改為 $f_k = \{(i-1, j-1), (i-1, j+1), (i+1, j-1), (i+1, j+1)\}$ 。

最後對預測後的像素值 p_k 調整影響大小，其公式如下：

$$p'_k = \lfloor x_k - \eta_k \times (p_k - x_k) \rfloor, \quad (6)$$

令 η_k 為調整預測值的影響大小， η_k 決定該預測值 p_k 的影響大小，作者建議 η_k 值設為 0.1。

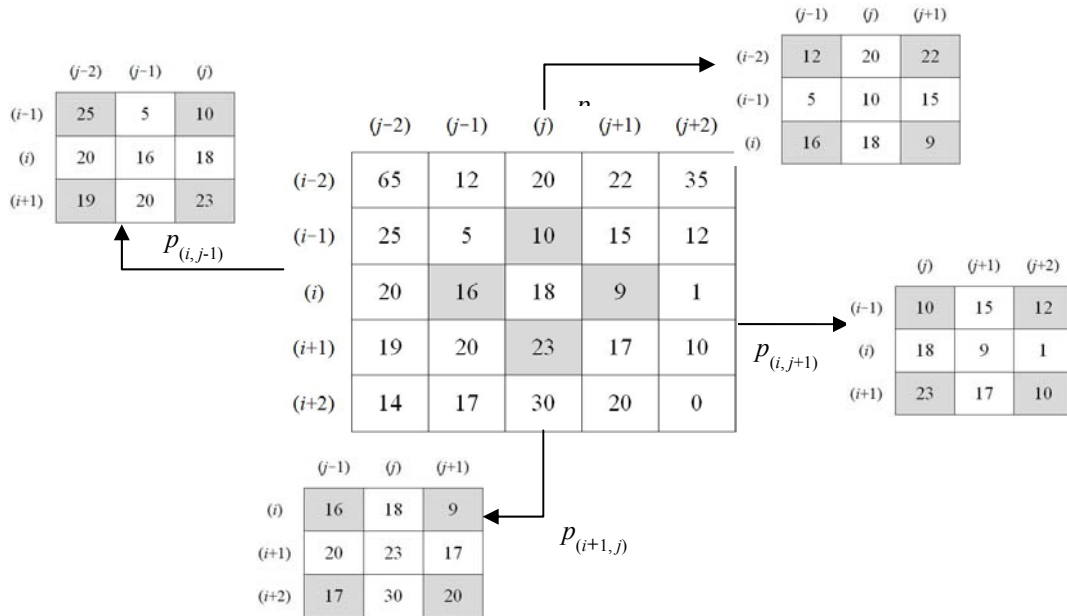


圖 4 延伸 Lukac 演算法範例

以圖 4 為例，在計算預測像素值 $p_{(i,j)}$ 之前，先計算其鄰近像素的預測值 p_k ，以 $x_{(i-1,j)}$ 位置為例，透過公式 (4) 計算得到邊緣敏感係數值 $u_{(i-2,j-1)} = 0.056$ 、 $u_{(i-1,j)} = 0.056$ 、 $u_{(i-2,j+1)} = 0.033$ 和 $u_{(i,j+1)} = 0.042$ ，接著利用公式 (5) 計算得到權重 $w_{(i-2,j-1)} = 0.299$ 、 $u_{(i,j-1)} = 0.299$ 、 $u_{(i-2,j+1)} = 0.179$ 和 $u_{(i,j+1)} = 0.224$ ，並且利用公式 (3) 得到預測值 $p_{(i-1,j)} = 14$ 。最後，透過公式 (6) 計算即可得到 $p'_{(i-1,j)} = \lfloor 10 - 0.1 \times (14 - 10) \rfloor = 9$ 。以此類推，算出所有 p'_k 後，將 x_k 的值取代成 p_k 值，再透過公式 (3)-(5) 即可得到 $p_{(i,j)} = 12$ 。

參、研究方法

本研究發現，因為 Feng 學者增加了預測值計算的範圍，使得複雜影像的預測能力變高，但針對平滑影像，效果卻不如預期，反而使用傳統 Lukac 方法較為準確。因此本研究改良 Feng 等學者的方法，將影像切割成數個 3×3 區塊，並進行標準差計算，根據

標準差門檻決定該區塊要用 Lukac 方法或是延伸 Lukac 方法。最後，利用預測誤差進行直方圖位移（Histogram-Shift-Based），將機密訊息嵌入，研究設計流程如圖 5 所示。

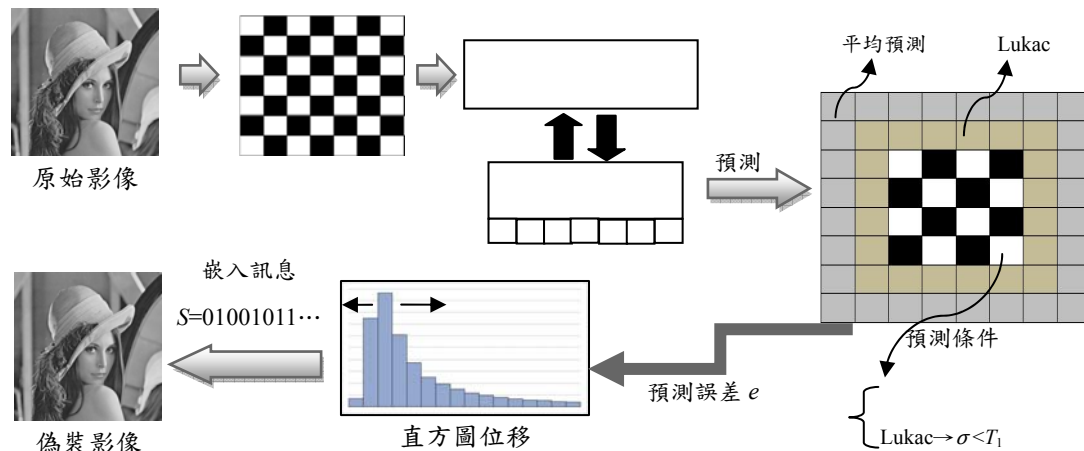


圖 5 研究設計

一、前置階段

首先，根據 2.1 節的方式將影像分成 α 和 β 集合，並取其中一個集合進行嵌入，本研究設計以 β 集合為例，如圖 6 所示。

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	77	85	98	57	44	45	37	33
1	88	70	77	45	25	30	33	54
2	69	85	65	12	20	22	35	56
3	51	57	25	5	10	15	12	91
4	23	55	20	16	18	9	1	14
5	54	68	19	20	23	17	10	12
6	18	14	14	17	30	20	0	37
7	91	33	46	34	22	20	0	0

圖 6 研究範例

Al-Qershi 等學者經實驗分析後發現，標準差與均方差（Mean Squared Error, MSE）呈現正相關聯，代表標準差值越低，MSE 也越小；反之，標準差值越高，MSE 也會越大，而且影像品質（Peak Signal to Noise Ratio, PSNR）也相依於 MSE [2]。因此，為了降低嵌入訊息後對影像失真度的影響，本研究計算欲嵌入訊息的像素集合，利用其鄰近 8 個像素計算標準差，公式如下所示：

$$\bar{x} = \frac{\sum_{c=1}^8 x_c}{8}, \quad (7)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{8} \sum_{c=1}^8 (x_c - \bar{x})^2}, \quad (8)$$

令 $\bar{x}$ 為鄰近像素的平均值， c 為鄰近像素位置集合 $c=\{(i-1,j-1), (i-1,j), (i-1,j+1), (i,j-1), (i,j+1), (i+1,j-1), (i+1,j), (i+1,j+1)\}$ ， σ 為標準差。以 $x_{(1,1)} \in \beta$ 為例，利用公式 (7) 計算得到平均值 $\bar{x} = (77 + 85 + 98 + 88 + 77 + 69 + 85 + 65)/8 = 80.5$ ，接著透過公式 (8) 得到標準差 $\sigma = \sqrt{100} = 10$ 。假使 σ 值越趨近於 0，代表該區塊越平滑，嵌入訊息後對 MSE 的影響較小；反之， σ 值越大，代表其區塊越複雜，嵌入訊息時可能導致 MSE 增加及 PSNR 值降低。故預測之前先將 σ 由小到大排序， σ 數值越小會優先進行嵌入訊息。排序結果如圖 7 所示。

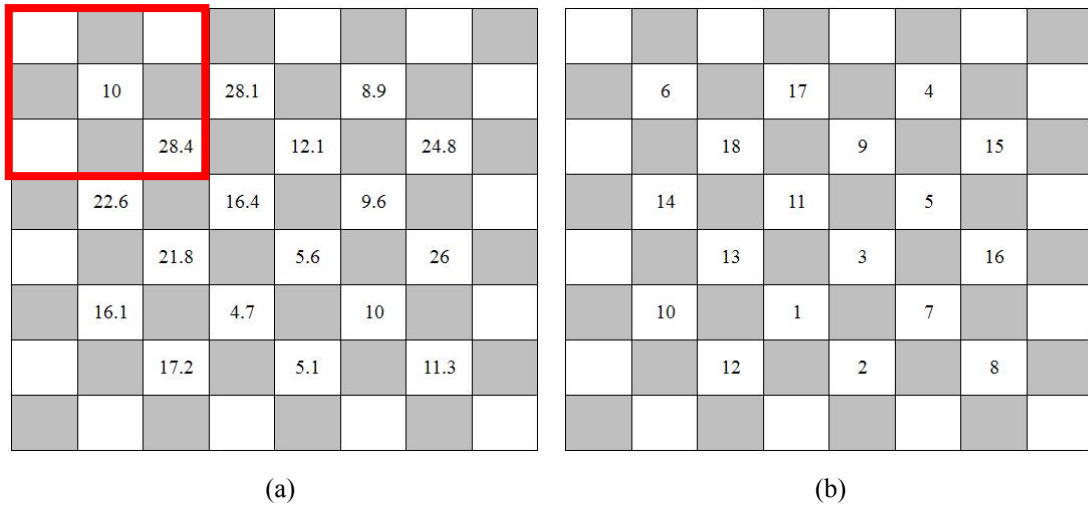


圖 7 標準差計算：(a) σ 標準差， $x_{(i,j)} \in \beta$ ；(b) 嵌入順序（排序後）

二、預測階段

進行預測時，會根據 3.1 節前置階段的標準差 σ 進行預測，並且設定 2 個門檻值 T_1 和 T_2 ，門檻值主要是判斷使用的預測方式。如果該像素位置的標準差 σ 小於門檻值 T_1 ，代表該區塊越平滑，則以 Lukac 方法進行預測；如果該像素位置的標準差 σ 介於 2 個門檻值之間， $T_1 \leq \sigma < T_2$ ，代表該區塊越複雜，則以延伸 Lukac 方法進行預測；如果標準差 σ 大於門檻值 T_2 ，代表該區塊複雜程度太高，嵌入訊息容易使影像失真，故不進行藏入。

以圖 6 為例，假設 T_1 和 T_2 設為 $[T_1, T_2] = [20, 25]$ 且 $x_{(i,j)} \in \beta$ ，其中 $x_{(2,2)} = 65$ 且標準差為 $\sigma_{(2,2)} = 28.4$ ， $\sigma_{(2,2)} > T_2$ ，故不計算預測值；而 $x_{(6,6)} = 0$ 且標準差為 $\sigma_{(6,6)} = 11.3$ ， $\sigma_{(6,6)} < T_1$ ，故使用 Lukac 方法進行預測。以此類推，算出 $x_{(i,j)} \in \beta$ 集合的預測值 $p_{(i,j)}$ 並且計算預測誤差 e ，公式如下所示：

$$e_{(i,j)} = p_{(i,j)} - x_{(i,j)} \quad (9)$$

影像邊緣位置的像素，使用 Lukac 或是延伸 Lukac 會有超出邊界的情形，因此對邊

緣位置的像素會有不同的處理（如圖 8）。最邊緣的像素，如圖 8-(a)，會使用周圍 2 個鄰近像素進行預測，公式如下所示：

$$\begin{aligned}
 p_{(i,j)} &= \left\lfloor \frac{x_{(i+1,j)} + x_{(i,j+1)}}{2} \right\rfloor, & i = j = 0, \\
 p_{(i,j)} &= \left\lfloor \frac{x_{(i-1,j)} + x_{(i,j-1)}}{2} \right\rfloor, & i = m-1 \parallel j = n-1, \\
 p_{(i,j)} &= \left\lfloor \frac{x_{(i,j+1)} + x_{(i,j-1)}}{2} \right\rfloor, & i = 0 \parallel i = m-1, \\
 p_{(i,j)} &= \left\lfloor \frac{x_{(i+1,j)} + x_{(i-1,j)}}{2} \right\rfloor, & j = 0 \parallel j = n-1.
 \end{aligned} \tag{10}$$

以 $x_{(0,0)}=77$ 為例， $i=j=0$ ，故利用公式 (10) 得到 $p_{(0,0)} = \lfloor (85+88)/2 \rfloor = 86$ 。以此類推，即可得到影像邊緣的預測值 $p_{(i,j)}$ 。靠近邊緣像素最外圍一圈的像素，如圖 8-(b)，因無法再向外擴展使用延伸 Lukac 方法，因此採用傳統 Lukac 方法；其餘像素則依其標準差進行判別，如圖 8-(c)。

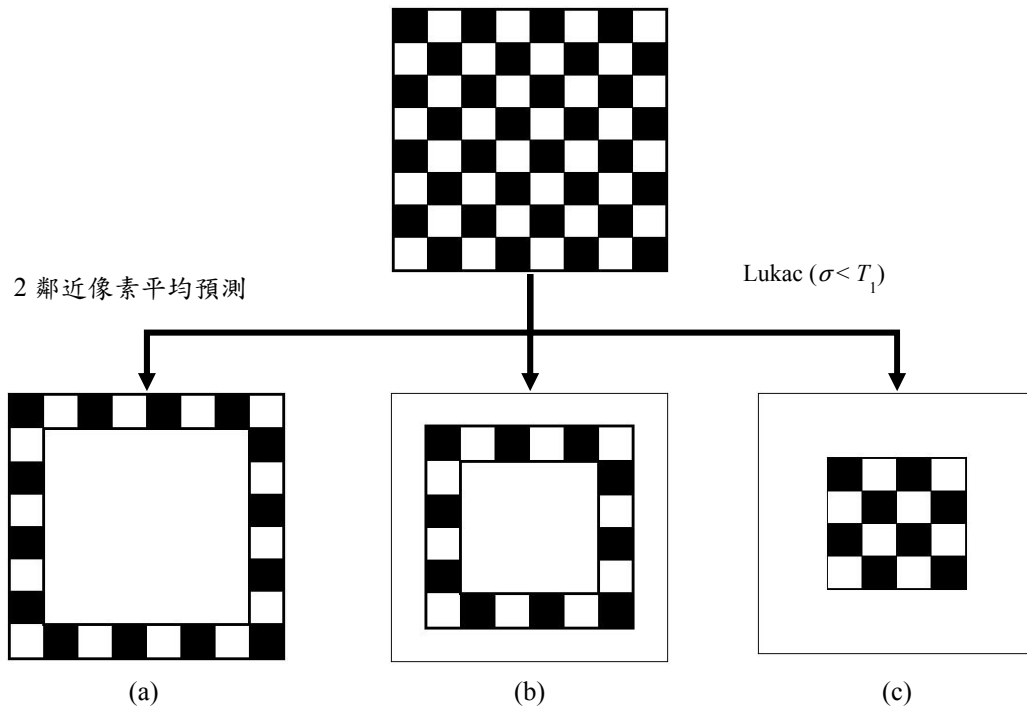


圖 8 不同位置使用的預測方法

三、 嵌入階段

首先，分析預測誤差 $e_{(i,j)}$ 的分佈情形並且得到一張直方圖表，從表中尋找出現最多次的峰值點和第一個找到的零值點，最後將機密訊息嵌入峰值點，嵌入流程如下：

(1) 建立預測誤差直方圖表 H 。

- (2) 從直方圖表中尋找出現次數最多的誤差值 $e_{(i,j)}$ ，並且當做峰值點 (P)。
- (3) 從 P 開始尋找零值點 (Z)。
- (4) 位移 P 與 Z 之間的所有誤差值 e ：
 - I. 如果 $P < Z$ ，代表零值點在峰值點右方， $[P+1, Z]$ 之間的像素值 $e_{(i,j)} = e_{(i,j)} + 1$ 。
 - II. 如果 $P > Z$ ，代表零值點在峰值點左方， $[P-1, Z]$ 之間的像素值 $e_{(i,j)} = e_{(i,j)} - 1$ 。
- (5) 將機密訊息嵌入峰值點，並且產生偽裝影像。

以圖 9 為例，預測誤差分析後得到出現最多次的誤差值 0 和第一個尋找到未出現過的誤差值 1，故峰值點 $P=0$ 且零值點 $Z=1$ 。接著將 P 與 Z 之間的誤差值位移，因為 $P < Z$ ，故誤差值 $e_{(i,j)} = e_{(i,j)} + 1$ 。最後，將機密訊息嵌入，以 $e_{(2,0)}=0$ 為例，嵌入的機密訊息 $b=1$ ，因 $P < Z$ ，故產生偽裝像素為 $x'_{(2,0)} = 69 + 0 + 1 = 70$ 。以此類推，直到所有訊息嵌入。 β 集合藏完後，改藏 α 集合，藏入方法相同。

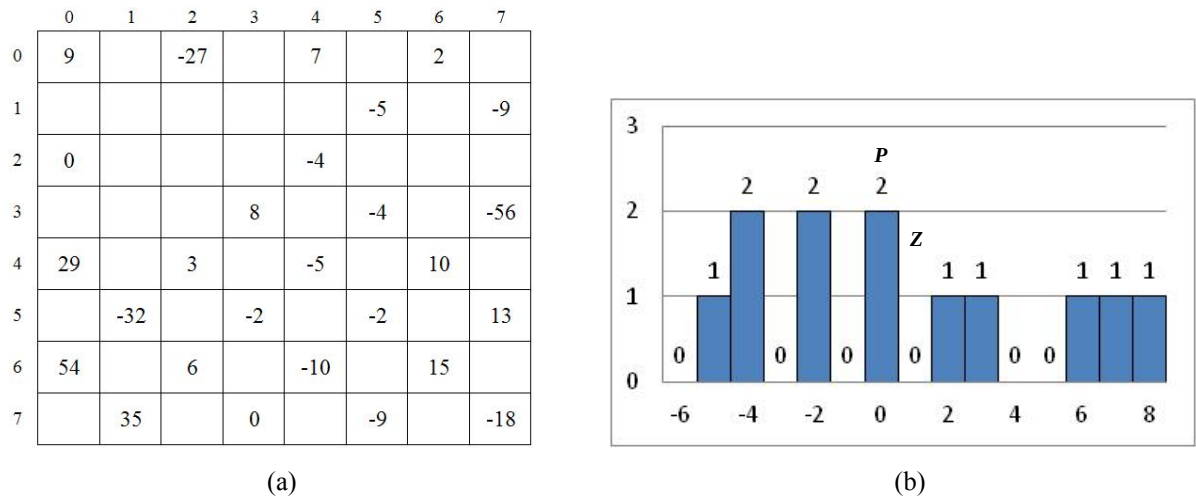


圖 9 預測誤差：(a) 誤差值 e ， $x_{(i,j)} \in \beta$ ；(b) 誤差直方圖

四、提取階段

提取階段的流程與前述流程相似，流程如下：

- (1) 首先，以 3.1 節前置階段的方式，將影像分成 α 和 β 集合，並且對最後進行嵌入的集合開始進行，即 α 集合。
- (2) 利用公式 (7)-(8) 對該集合像素計算標準差並且由小到大排序。
- (3) 取得嵌入時的門檻值 $[T_1, T_2]$ ，以第 3.2 節的方式對偽裝影像進行預測，得到預測誤差 $e_{(i,j)}$ 。
- (4) 取得嵌入時的峰值點 P 和零值點 Z 。
 - I. 當 $P < Z$ ：
 - a. 如果 $e_{(i,j)} = P+1$ ，則 $e_{(i,j)} = e_{(i,j)} - 1$ ，取出機密訊息 $b = 1$ 。
 - b. 如果 $e_{(i,j)} = P$ ，則 $e_{(i,j)} = e_{(i,j)}$ ，取出機密訊息 $b = 0$ 。
 - c. 如果 $P < e_{(i,j)} \leq Z$ ，則 $e_{(i,j)} = e_{(i,j)} - 1$ ，對誤差值進行位移。
 - II. 當 $P > Z$ ：
 - a. 如果 $e_{(i,j)} = P-1$ ，則 $e_{(i,j)} = e_{(i,j)} + 1$ ，取出機密訊息 $b = 1$ 。

- b. 如果 $e_{(i,j)}=P$ ，則 $e_{(i,j)}=e_{(i,j)}$ ，取出機密訊息 $b=0$ 。
- c. 如果 $Z \leq e_{(i,j)} < P$ ，則 $e_{(i,j)}=e_{(i,j)}+1$ ，對誤差值進行位移。
- (5) 最後，將位移後的誤差值 $e_{(i,j)}$ 與預測值 $p_{(i,j)}$ 相加總，即可還原像素 $x_{(i,j)}$ 。
- 以 3.3 節嵌入範例為例， $x'_{(2,0)}=70$ ，該像素位於影像邊緣，故使用平均法進行預測 $p_{(2,0)}=\lfloor (88+51)/2 \rfloor=69$ ，誤差值為 $e_{(2,0)}=70-69=1$ ，嵌入時的峰值點 $P=0$ 和零值點 $Z=1$ ， $P < Z$ ，故 $e_{(2,0)}=1-1=0$ ，取出機密訊息 $b=1$ 。將取出機密訊息後的誤差值 $e_{(2,0)}=0$ 和預測值 $p_{(2,0)}=69$ 相加總，即可取得還原像素值 $x_{(2,0)}=0+69=69$ 。

肆、實驗結果

本實驗影像來自於 GreySet2 (<http://links.uwaterloo.ca/Repository.html>) 256 色灰階影像 Lena、Mandrill、Peppers 和 Barbara 等 4 張 512×512 影像（如圖 10）。4.1 節會介紹自適性門檻值 T_1 和 T_2 的設定方式和不同門檻值下的實驗比較，4.2 節章節會呈現提出方法、Lukac 方法和延伸 Lukac 方法的嵌入量和影像品質的比較結果。

本研究使用高峰影像訊號雜訊比（Peak Signal to Noise Ratio, PSNR）為測量工具進行比較。PSNR 是用來測量藏入機密訊息後的影像和原始影像之間的差別，當 PSNR 數值越大，代表影像的品質越好，越不容易被人察覺影像中潛藏有訊息。其公式如下：

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \left[\frac{255^2}{\frac{1}{mn} \times \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} (x_{(i,j)} - x'_{(i,j)})^2} \right] \text{ (dB)} \quad (11)$$

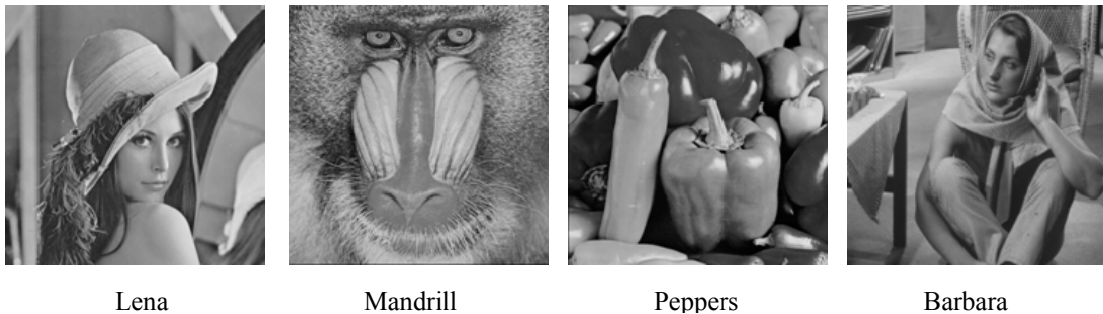


圖 10 測試影像

一、自適性門檻值設定

在預測階段，為了提升嵌入訊息後的影像品質，有效定義 2 個門檻值 T_1 和 T_2 ，以供預測時決定使用 Lukac 方法或延伸 Lukac 方法，是相當重要的一項工作，因為 T_1 和 T_2 的設定會嚴重影響到嵌入訊息的能力和影像品質 PSNR。不同的影像對門檻值的要求也會不一樣，假使固定 T_1 和 T_2 ，可能導致藏入量或 PSNR 下降。從圖 11 中可以發現，圖 11-(a) Lena 影像的 $[T_1, T_2]=[24, 48]$ ，雖然藏入量可以達到 0.25 (Bit Per Pixel, bpp)，但是 PSNR 值卻下降至 44.96 dB；反之， $[T_1, T_2]=[6, 12]$ 時，藏入量為 0.23 bpp 且 PSNR 為 46.99 dB，明顯比 $[T_1, T_2]=[24, 48]$ 的影像品質還要好。而圖 11-(b) Mandrill 影像的 $[T_1,$

$T_2]=[24, 48]$ ，藏入量為 0.084 bpp 且 PSNR 為 45.23 dB；反之， $[T_1, T_2]=[12, 24]$ 時，雖然藏入量為 0.075 bpp，但是 PSNR 為 47.89 dB，比 $[T_1, T_2]=[24, 48]$ 的影像品質還要高。因此，如何有系統的進行 T_1 和 T_2 調整，令不同來源的影像可以自動調整適合的門檻值，即是此章節的目標。

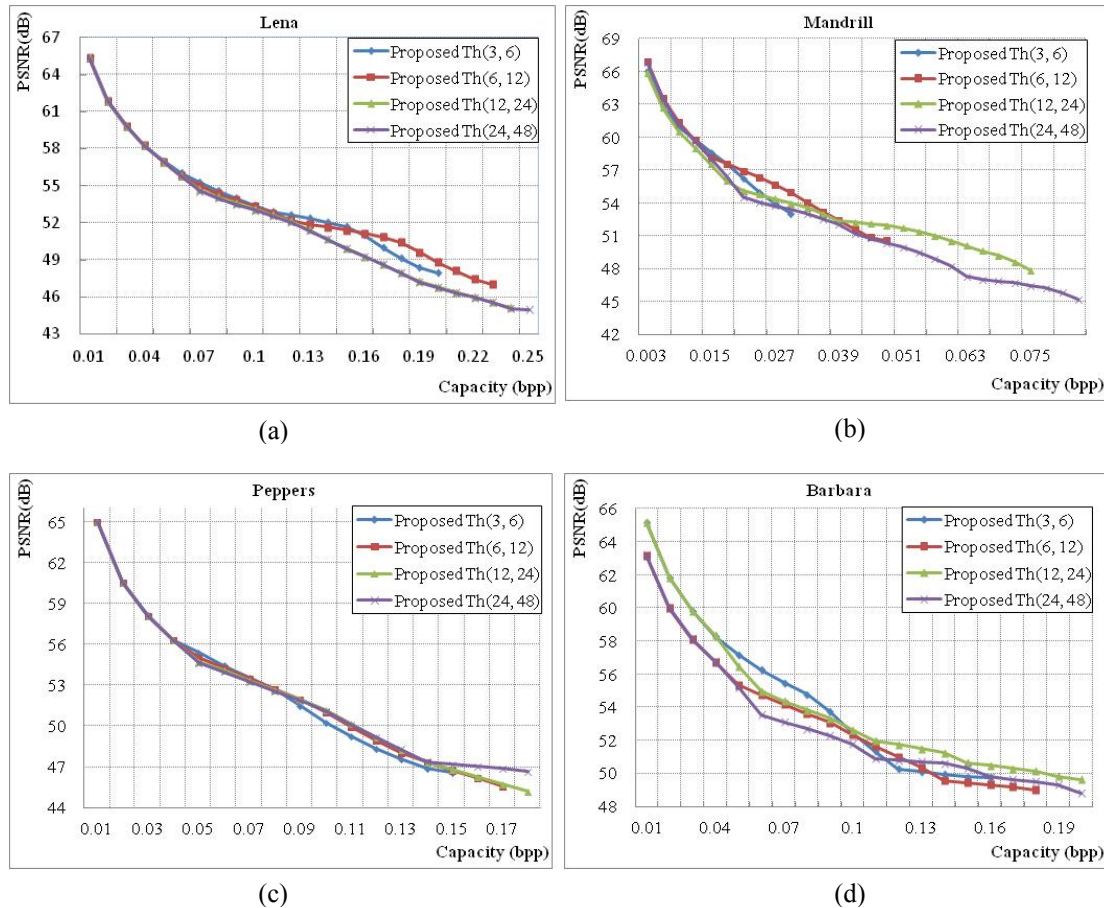


圖 11 各門檻下的 PSNR 和藏入量比較 (嵌入 4 次): (a) Lena ; (b) Mandrill ; (c) Peppers ; (d) Barbara

本研究將標準差正規化成多個區間，每個區間間距為 1.0，接著尋找出現次數最多的區間，以該區間的標準差設為 T_1 。最後，依需求設定影像的嵌入量，以該嵌入量尋找門檻 T_2 ，本研究統一將所有影像設定嵌入量為大於 80% (藏入量 $\geq 80\%$)。

從圖 12 中可以發現，Lena、Peppers 和 Barbara 影像的標準差峰值點位於區間 3，且 Mandrill 影像的峰值點位於區間 6，例如 Lena 影像的標準差峰值點在 2.0~2.9 之間，故 T_1 可設為 3.0，標準差小於 3 者以 Lukac 方法進行預測。然而 0~2.9 之間的嵌入量佔整個影像的 40.94%，門檻 T_2 的標準差區間需要包含或者高於剩餘的 $80.0\%-40.94\% = 39.06\%$ ，因此 T_2 設定為 10.0 (82.09%)，標準差小於 10 者以延伸 Lukac 方法進行預測。因此，Mandrill 影像的峰值點位於 $T_1=6.0$ (18.85%)，而 $T_2=29$ (81.30%)；Peppers 影像的峰值點位於 $T_1=3.0$ (31.47%)，而 $T_2=8$ (80.02%)；Barbara 影像的峰值點位於 $T_1=3.0$ (32.97%)，而 $T_2=22$ (80.50%)。

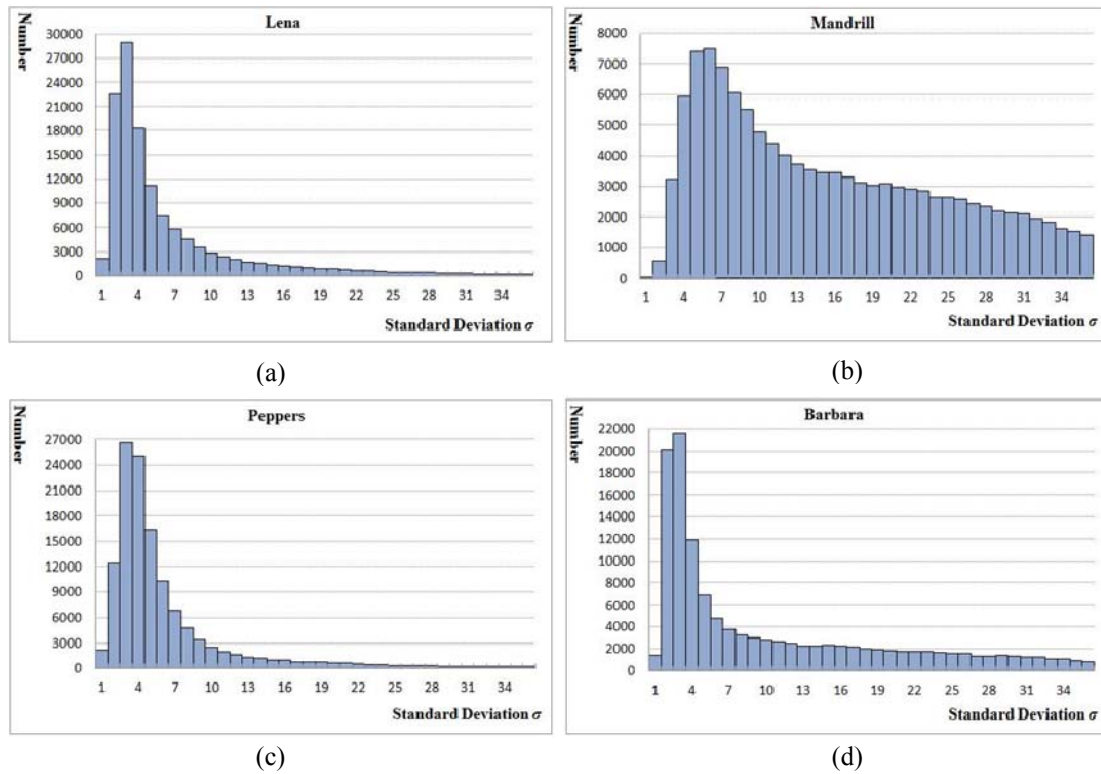


圖 12 標準差分佈圖 (a) Lena ; (b) Mandrill ; (c) Peppers ; (d) Barbara

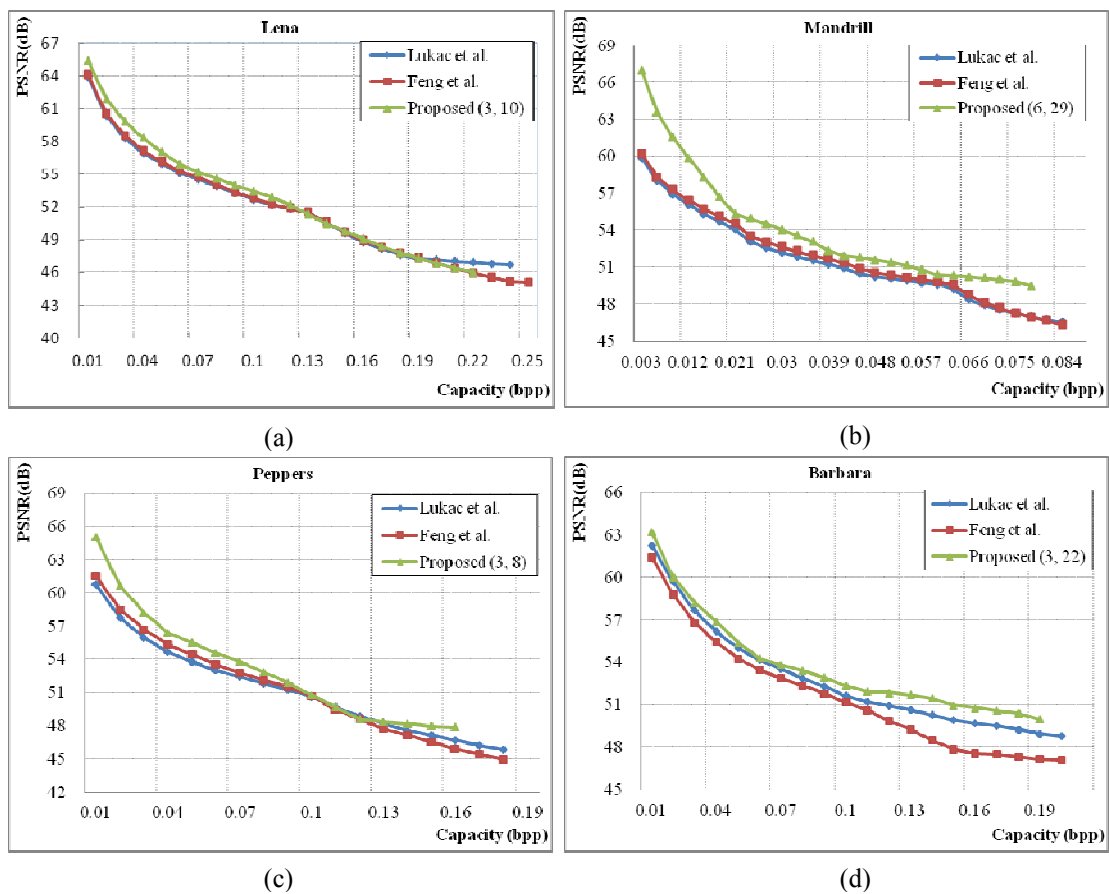


圖 13 嵌入 4 次訊息後的 PSNR 和藏入量比較 (a) Lena ; (b) Mandrill ; (c) Peppers ; (d) Barbara

二、 藏入量和影像品質

本實驗與 Lukac 方法、Feng 學者的延伸 Luack 方法進行藏入量和 PSNR 比較。表 1 呈現的是同一張影像進行多次藏入訊息的比較結果，其中 turn-1 表示一次藏入，turn-2 表示二次藏入，以此類推。可以發現自適性門檻值調整的方式，能夠設定出合適的 T_1 和 T_2 。提出方法的 PSNR 比其他學者的方法還要高，且藏入量也不會相差太大。

圖 13 是同一張影像嵌入 4 次訊息後的 PSNR 和藏入量比較，Lena 影像與其他學者的方法比較後發現，PSNR 的差異很小，但是藏入量卻輸其他學者的方法；Mandrill 影像的 PSNR 明顯優於其他方法；Peppers 和 Barbara 影像的 PSNR 也略高於其他方法。由此可見，本研究方法適用於較為複雜的影像。

表 1 PSNR 和 Capacity 比較 (T_1 、 T_2 自適性調整)

<i>Lena image</i>	turn-1		turn-2		turn-3		turn-4	
	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR
Lukac et al.	17,517	54.70	33,920	51.50	49,158	47.30	62,944	46.69
Feng et al.	17,541	54.85	34,147	51.49	49,647	47.37	63,634	45.10
Proposed (3, 10)	15,958	55.83	30,793	52.43	44,648	48.31	56,891	46.02

<i>Mandrill image</i>	turn-1		turn-2		turn-3		turn-4	
	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR
Lukac et al.	5,580	54.02	11,087	50.91	16,441	49.46	21,728	48.44
Feng et al.	5,687	54.46	11,305	51.25	16,719	49.54	21,955	46.32
Proposed (6, 29)	5,307	55.40	10,513	52.22	15,532	50.53	20,427	49.42

<i>Peppers image</i>	turn-1		turn-2		turn-3		turn-4	
	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR
Lukac et al.	13,000	53.79	25,242	51.01	36,679	47.61	47,162	45.85
Feng et al.	12,984	54.47	25,356	51.20	36,856	47.13	47,255	44.92
Proposed (3, 8)	11,358	55.90	21,700	52.59	31,542	48.55	40,253	47.91

<i>Barbara image</i>	turn-1		turn-2		turn-3		turn-4	
	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR	Capacity	PSNR
Lukac et al.	14,261	54.66	27,912	51.36	40,363	49.84	51,683	48.81
Feng et al.	14,445	53.85	28,115	50.88	40,410	47.67	51,538	47.09
Proposed (3, 22)	13,804	54.71	26,901	52.02	38,643	51.00	49,315	49.98

伍、結論

本研究提出一個改良 Feng 學者的延伸 Lukac 方法，爲了讓預測更準確並且提高藏入量，透過標準差分析每個區塊的複雜度，並且以標準差的峰值點自適性的調整 T_1 和 T_2 ，標準差越小的區塊，代表該區塊越平滑，適合使用 4 個鄰近像素進行預測的 Lukac 方法；反之，標準差越大的區塊，代表該區塊越複雜，故爲了讓預測更爲準確，使用 16 個鄰近像素進行預測的延伸 Lukac 方法。實驗結果顯示，本研究方法有效提升隱蔽影像的 PSNR，並且維持一定水準的藏入量。

參考文獻

- [1] A.M. Alattar, "Reversible Watermark Using the Difference Expansion of a Generalized Integer Transform," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, pp. 1147-1156, 2004.
- [2] O.M. Al-Qershi, B.E. Khoo, "Two-Dimensional Difference Expansion(2D-De) Scheme with a Characteristics-based Threshold," *Signal Processing*, Vol. 93, pp. 154-162, 2013.
- [3] G. Feng, L. Fan, "Reversible Data Hiding of High Payload Using Local Edge Sensing Prediction," *The Journal of Systems and Software*, Vol. 85, pp. 392-399, 2012.
- [4] M. Fujiyoshi, H. Kiya, "Generalized Histogram Shifting-Based Reversible Data Hiding with an Adaptive Binary-to- q -ary Converter," *Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)*, pp. 1-4, 2012.
- [5] W. Hong, "Adaptive Reversible Data Hiding Method Based on Error Energy Control and Histogram Shifting," *Optics Communications*, Vol. 285, pp. 101-108, 2012.
- [6] J. Li, X. Li, and B. Yang, "Reversible Data Hiding Scheme for Color Image Based on Prediction-Error Expansion and Cross-Channel Correlation," *Signal Processing*, 2013. (in Press)
- [7] R. Lukac, K. Martin, and K.N. Plataniotis, "Digital Camera Zooming Based on Unified CFA Image Processing Steps," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, Vol. 50, pp. 15-24, 2004.
- [8] Z. Ni, Y.Q. Shi, N. Ansari, and W. Su, "Reversible Data Hiding," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 16, No. 3, pp. 354-362, 2006.
- [9] W.J. Yang, K.L. Chung, H.Y. Liao, and W.K. Yu, "Efficient Reversible Data Hiding Algorithm Based on Gradient-based Edge Direction Prediction," *The Journal of Systems and Software*, Vol. 86, pp. 567-580, 2013.
- [10] J. Wen, J. Lei, and Y. Wan, "Reversible Data Hiding Through Adaptive Prediction and Prediction Error Histogram Modification," *International Journal of Fuzzy Systems*, Vol. 14, No. 2, pp. 244-256, 2012.
- [11] J. Tian, "Reversible Data Hiding Using a Difference Expansion," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 13, No. 8, pp. 890-896, 2003.
- [12] C.L. Tsai, H.F. Chiang, K.C. Fan, and C.D. Chung, "Reversible Data Hiding and Lossless Reconstruction of Binary Images Using Pair-Wise Logical Computation Mechanism," *Pattern Recognition*, Vol. 38, pp. 1993-2006, 2005.
- [13] C.h. Yang, M.H. Tsai, "Improving Histogram-Based Reversible Data Hiding by Interleaving Predictions," *IET Image Processing*, Vol. 4, No. 4, pp. 223-234, 2010.
- [14] X. Zhang, "Reversible Data Hiding with Optimal Value Transfer," *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 15, No. 2, pp. 316-325, 2013.

