

鄰近像素標準差與 JND 值關係的研究

冷輝世

國立彰化師範大學數學系講師
朝陽科技大學資訊管理系博士生
lenghs@cc.ncue.edu.tw

張維剛

國立彰化師範大學數學系大學部學生
s9922119@mail.ncue.edu.tw

摘要

Jayant 等學者在 1993 年提出關於人類視覺敏感度的概念 just-noticeable-distortion (JND)。1995 年 Chou 學者和 Li 學者更進一步的提出將 JND 的概念轉為實際的估計模型。本研究基於 Chou 學者和 Li 學者的估計模型，大膽的提出假設：「JND 值與鄰近像素的標準差成正比。」將整張影像的 JND 值以統計的方法求其平均值再以線性迴歸的方式求出預測公式。最後並利用此預測公式進行資訊隱藏的實驗，實驗結果證明本研究能提升偽裝影像的品質與藏量。

關鍵詞：JND、資訊隱藏

Abstract

In 1993, Jayant et al. proposed a concept of human vision's sensitivity called just-noticeable-distortion (JND). In 1995, Chou and Li constructed a perceptual model to estimate the JND profile of a grayscale image. In our study, based on the above perceptual model, we suppose that 'The JND value is proportional to the value of the pixel's neighbor's standard derivation'. First, we collect the data about each pixel's JND value and its neighbor's standard derivation. Then, by linear regression, we calculate the relationship between them, and establish a formula to predict the JND value by the pixel's neighbor's standard derivation. We also use this formula for data hiding in practice. The experiment results show that our propose method has good image quantity and high capacity.

Keywords: JND, data hiding.

1. 前言

隨著資訊網路的發展，現今社會資訊的傳遞與網路脫不了關係，然而訊息在網路上傳遞

的安全性也受到很大的質疑與考驗。在資訊安全的考量下，將訊息加密是一種選擇，但如果在傳輸加密資料時被有心人士察覺到有可疑的加密資料的話，有可能在傳輸的時候就會被阻擋掉，或是直接攔截下來進行解密，竊取機密訊息，為了避免有心人士的懷疑與破壞，另一種選擇是利用資訊隱藏技術，讓人無法察覺機密訊息的傳輸。資訊隱藏的作法是利用網路上普遍流傳的媒介作為隱蔽媒體，將資訊隱藏於其中。由於圖片在現今的網路世界已經是隨處可見，而且還可以根據不同的需求選擇不同大小的圖片，所以很適合作為資訊隱藏的載體。

本研究依據 Jayant 等學者[3]於 1993 年提出的 just-noticeable-distortion (JND)概念以及 Chou 學者與 Li 學者[1]於 1995 年建立的 JND 值模型為基礎提出假設：「JND 值與鄰近像素的標準差成正比。」經由統計與線性迴歸的方式求得預測公式。並以此公式以及 Hsiao 學者[2]在 2011 年提出的資訊隱藏法進行實驗。

2. 相關研究

本章將分別介紹 JND、鄰近像素的標準差與 Hsiao 學者的資訊隱藏法。

2.1 JND

原始影像經過修改後就會產生失真，而失真度會根據人類視覺系統而有所差異，因此需要一套系統來對失真度做評估。Jayant 等學者[3]在 1993 年提出了一個關於人類視覺敏感度的重要概念，稱為 just-noticeable-distortion (JND)，這個概念讓每個像素在變動的時候，有一個誤差門檻，如果變化量在這個門檻之內的話，這個變化量就可以被視為無法察覺。而每一個像素的 JND 數據，是根據其鄰近像素的特性而決定，其特性包括亮度與紋理結構。

1995 年，Chou 學者與 Li 學者建立一套估計 JND 值的模型[1]，以下式子為這套模型的詳細內容：

$$\begin{aligned}
JND(x_{i,j}) &= \max \{f_1((bg(x_{i,j}), mg(x_{i,j})), f_2((bg(x_{i,j}))) \\
f_1(bg(x_{i,j}), mg(x_{i,j})) &= mg(x_{i,j})\alpha(bg(x_{i,j})) + \beta(bg(x_{i,j})) \\
f_2((bg(x_{i,j}))) &= \begin{cases} T_0 \cdot (1 - (bg(x_{i,j})/127)^{1/2}) + 3 & \text{for } bg(x_{i,j}) \leq 127 \\ \gamma \cdot (bg(x_{i,j}) - 127) + 3 & \text{for } bg(x_{i,j}) > 127 \end{cases} \\
\alpha(bg(x_{i,j})) &= bg(x_{i,j}) \cdot 0.0001 + 0.115 \\
\beta(bg(x_{i,j})) &= \lambda - bg(x_{i,j}) \cdot 0.01 \quad \text{for } 0 \leq i < H, 0 \leq j < W
\end{aligned}$$

其中 $x_{i,j}$ 為圖片中第 i 列第 j 行的像素值， $mg(x_{i,j})$ 、 $bg(x_{i,j})$ 分別為 $x_{i,j}$ 像素周圍的平均背景亮度與最大加權平均亮度差。 H 與 W 分別為圖片的高與寬。 $f_1(x_{i,j})$ 是作為空間遮罩效應的模型，是一個經由與 [4]與[5]相似的實驗而得到的運算式。 $\alpha(x_{i,j})$ 、 $\beta(x_{i,j})$ 這兩個參數是用來描述背景亮度函數斜率與可被察覺門檻值的參數。根據背景亮度而決定的可被察覺門檻值，是由干擾的敏感度與背景亮度的實驗所推得函數 $f_2(x_{i,j})$ 。Chou 學者與 Li 學者由實驗推得 T_0 、 γ 與 λ 為 17、3/128 與 1/2。

一旦得知像素點的 JND 值數據，那麼就可以推算出該像素點在多少範圍的改變量之內可以不被人眼察覺。

2.2 鄰近像素的標準差

標準差是測量一組數據與其平均值的分散程度。若標準差較大，代表大部分的數值和其平均值之間差異較大；標準差較小，則代表這些數值較接近平均值。我們採用該像素的鄰近像素集合

$$\begin{aligned}
S(x_{i,j}) &= \{x_{i-2,j-2}, x_{i-2,j-1}, x_{i-2,j}, x_{i-2,j+1}, x_{i-2,j+2}, \\
&\quad x_{i-1,j-2}, x_{i-1,j-1}, x_{i-1,j}, x_{i-1,j+1}, x_{i-1,j+2}, x_{i,j-2}\}
\end{aligned}$$

如圖 1 灰色部分

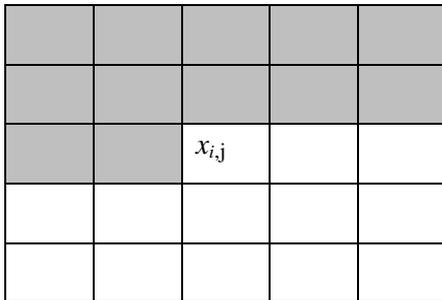


圖 1 $x_{i,j}$ 的鄰近像素集合 $S(x_{i,j})$

因此 $S(x_{i,j})$ 的標準差 $std(S(x_{i,j}))$ 越大則代表該像素的背景越混亂，標準差越小則代表該像素的背景越平滑。因此我們假設 $x_{i,j}$ 像素的

JND 值與該像素鄰近像素集合 $S(x_{i,j})$ 的標準差 $std(S(x_{i,j}))$ 成正比且呈線型關係，也就是說我們假設 $JND(x_{i,j}) = a \times std(S(x_{i,j})) + b$ ，其中 a 、 b 為我們經過統計得出的常數。

2.3 Hsiao 學者提出的資訊隱藏法

Hsiao 等學者[4]在 2011 年提出以前的藏匿方法大多只考慮可以藏多少長度的機密資訊，而忽略了機密資訊本身的值，因此改良了資訊隱藏的方法，使圖片品質與容量皆有所改進。本篇資訊隱藏法則是以這個方法為基礎。首先先介紹一些在文章中所用到的表示：

$x_{i,j}$ 為原圖片中第 i 列第 j 行的像素值

$x'_{i,j}$ 為藏匿過的圖片中第 i 列第 j 行的像素值

$p_{i,j}$ 為第 i 列第 j 行的預測像素值，

$$p_{i,j} = (x'_{i-1,j} + x'_{i,j-1}) / 2$$

b 為機密位元串 $b = b_0 b_1 b_2 \dots b_k$

$b(s,n)$ 為機密位元串中第 s 個位元到第 $(n-1)$ 個位元所形成的位元串，也就是說 $b(s,n) = b_s b_{s+1} \dots b_{n-1}$

$b(s,n)_{10}$ 為 $b(s,n)$ 的十進位表示法

al 為用來規定最小所藏的位元量為 $\log_2 al$ 個位元， al 須為 2 的正整數次方。

藏匿步驟如下：

1. Hsiao 等學者使用 Side-match 預測，因此根據 $x_{i,j}$ 前面的像素，可以得到預測像素值 $p_{i,j} = (x'_{i-1,j} + x'_{i,j-1}) / 2$

2. 根據我們藏匿的方法

$$\text{我們令 } d' = 2^n + b(s,n)_{10} - al$$

且 d' 不能小於零

3. 用不同的 n 值， $n = 1, 2, 3, \dots$ 去計算 $x'_{i,j}$ ，

若 $p_{i,j} < x_{i,j}$

$$x'_{i,j} = p_{i,j} + d' = p_{i,j} + 2^n + b(s,n)_{10} - al$$

若 $p_{i,j} \geq x_{i,j}$

$$x'_{i,j} = p_{i,j} - d' = p_{i,j} - 2^n - b(s,n)_{10} + al$$

接著算出 $d = |x_{i,j} - x'_{i,j}|$ 找出能使 d 為最小值得 n 值，且令此 n 值 = N ，此 N 值就是我們要藏匿的機密資訊長度。

4. 若 $p_{i,j} < x_{i,j}$

$$x'_{i,j} = p_{i,j} + d' = p_{i,j} + 2^N + b(s,N)_{10} - al$$

若 $p_{i,j} \geq x_{i,j}$

$$x'_{i,j} = p_{i,j} - d' = p_{i,j} - 2^N - b(s,N)_{10} + al$$

取出機密位元串的步驟如下：

1. 首先我們可以知道 $x'_{i,j}$ 與 $p_{i,j}$ ，且 d' 不小於零，於是可算出 $d' = |x'_{i,j} - p_{i,j}|$
2. $d' = 2^N + b(s,N)_{10} - al \Rightarrow d' + al = 2^N + b(s,N)_{10}$
3. 因為 $2^N + b(s,N)_{10} < 2^{N+1}$ ，因此 $N = \lfloor \log_2(d' + al) \rfloor$
4. $b(s,N)_{10} = d' + al - 2^N$ ，且已知 N ，則可算出 $b(s,N)$ 。

例如：

10	12
6	$x_{i,j} = 20$

圖 2 為原始影像的部分區域

設 $b=(10100100)_2$ ，令最少藏一個位元，所以 $al=2^1=2$ ，則 $p_{i,j}=(6+12)/2=9$ ，且 $p_{i,j} < x_{i,j}$ 。

表 1 不同 n 值所對應的表格

n	$d' = 2^n + b(0,n-1)_{10} - al$	$x'_{i,j} = p_{i,j} + d'$	$d = x_{i,j} - x'_{i,j} $
1	$2+(1)_2 = 2+1-2=1$	$9+1=10$	$ 20-10 =10$
2	$4+(10)_2 = 4+2-2=4$	$9+4=13$	$ 20-13 =7$
3	$8+(101)_2 = 8+5-2=11$	$9+11=20$	$ 20-20 =0$
4	$16+(1010)_2 = 16+10-2=24$	$9+24=33$	$ 20-33 =13$

由上表可知當 $n=3$ 的時候， d 會有最小值 0，因此取 $N=3$ 為我們所藏機密訊息的長度。

因此

$$\begin{aligned} x'_{i,j} &= p_{i,j} + d' \\ &= p_{i,j} + 2^N + b(0,N-1)_{10} - 2 \\ &= 9 + 8 + 5 \\ &= 20 \end{aligned}$$

取出機密位元串的步驟：

而我們得知 $x'_{i,j}=22$ 與 $p_{i,j}=9$ 之後

$$d' = |x'_{i,j} - p_{i,j}| = |20 - 9| = 11,$$

$$N = \lfloor \log_2(d' + al) \rfloor = \lfloor \log_2(11 + 2) \rfloor = 3$$

$$b(s,N-1)_{10} = d' + al - 2^N = 11 + 2 - 2^3 = 5$$

$$\text{因此 } b(s,N-1) = (101)_2$$

3. 研究方法

首先我們先將圖片的 JND 資料與鄰近像素集合的標準差進行分析與統計，接下來刪除偏差點並且找出 $JND(x_{i,j}) = a \times std(S(x_{i,j})) + b$ 的係數 a, b ，最後我們將得到的公式進行藏匿實驗。

3.1 JND 與鄰近像素集合的標準差的統計與分析

我們先將大小為 512×512 的圖中，每個像素點 $x_{i,j}$ 的 JND 值與鄰近像素值的標準差計算出來，接著我們將像素點依據其 JND 值，統計出 $\sigma(x_{JND=i}) = [\sum Std(S(x_{JND=i}))] \div |x_{JND=i}|$ 其中 $|x_{JND=i}|$ 為所有 JND 值為 i 的像素點個數。接著我們就可以將每一個 JND 值對應到一個 $\sigma(x_{JND=i})$ 值。

我們以 Lena 圖為例，可以得到以下統計圖表：

表 2 Lena 圖的 JND 與 $\sigma(x_{JND=i})$ 的對應表格

JND	$\sigma(x_{JND=i})$	JND	$\sigma(x_{JND=i})$
3	5.15665	13	47.1686
4	6.23461	14	50.6712
5	9.15105	15	51.4304
6	14.2222	16	55.4706
7	16.6605	17	53.6143
8	11.9713	18	62.0114
9	7.66044	19	66.7344
10	10.9509	20	69.3780
11	29.6540	21	79.6066
12	44.9960		

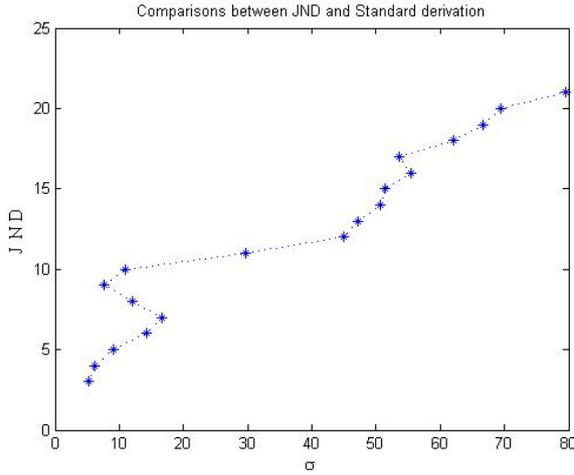


圖 3 為 Lena 圖的 JND 值與 $\sigma(x_{JND=i})$ 關係圖

3.2 刪除偏差點與找出係數

以 Lena 圖為例，由圖 3 可得知 JND 值與 $\sigma(x_{JND=i})$ 呈現正向關係，與我們之前的假設一致。由於實驗 1 中所統計出來的數據中有部分點過於偏差，因此我們將這些點排除不計，得到以下數據：

表 3 Lena 圖刪去偏差點後的 JND 與 $\sigma(x_{JND=i})$ 的對應表格

JND	$\sigma(x_{JND=i})$	JND	$\sigma(x_{JND=i})$
3	5.1566	14	50.6712
4	6.2346	15	51.4304
5	9.1510	16	55.4706
6	14.222	18	62.0114
7	16.660	19	66.7344
11	29.654	20	69.3780
12	44.996	21	79.6066
13	47.168		

根據表 3 的數據以及之前的假設，我們可以得到以下線型函數 $JND(x_{i,j}) = a \times \sigma(x_{JND=i}) + b$

在統計學中，線性迴歸是利用稱為線性迴歸方程的最小平方函數對一個或多個自變量和因變量之間關係進行建模的一種迴歸分析。因此我們可以將表 3 資料使用線性迴歸求出線性函數中的 a 、 b 係數。因此對於每個 $x_{i,j}$ 像素，可以得到以下關係式：

$$JND(x_{i,j}) = a \times std(S(x_{i,j})) + b \circ$$

以 Lena 圖為例，得到的公式為 $JND(x_{i,j}) = 0.2401 \times std(S(x_{i,j})) + 2.5279 \circ$

3.3 利用公式進行藏匿

以 Lena 圖為例，在我們的藏匿方法中，我們所求的 N 值改為以下方法：

1. 能使 $d = |x_{i,j} - x'_{i,j}|$ 為最小值的 n 值
2. 能使 $d = |x_{i,j} - x'_{i,j}|$ 小於

$$JND(x_{i,j}) = 0.2401 \times std(S(x_{i,j})) + 2.5279 \text{ 的 } n \text{ 值}$$

N 取滿足以上其中一個條件的最大 n 值，且因為 $d' = 2^n + b(s,n)_{10} - al$ 不能小於 0，因此我們可以使用不同的 al 值去規定每次最少要藏 $\log_2 al$ 個 bit，根據不同的 al 值，我們得到以下結果：

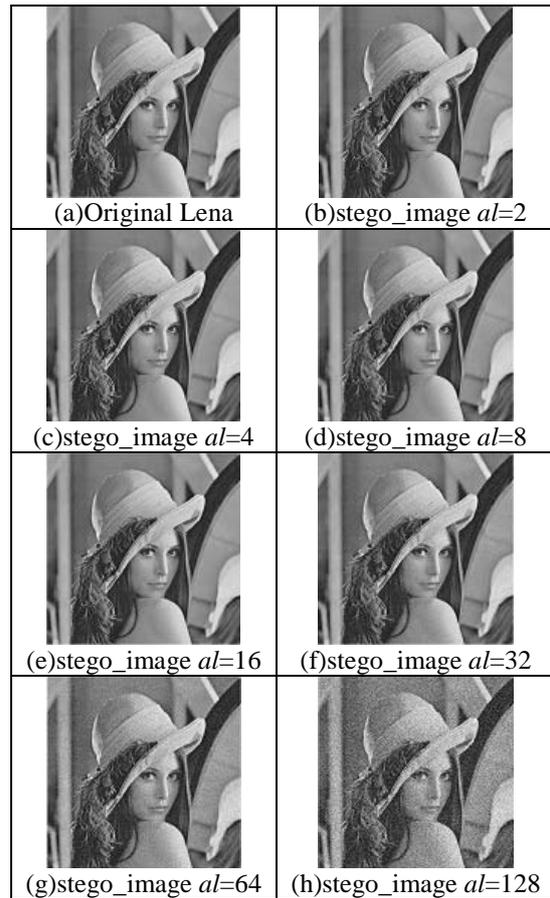


圖 4 Lena 圖的藏匿結果圖

一般我們最常用來評估偽裝影像品質的工具為 Mean Square Error (MSE) 與 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)，其方法如下：

$$MSE = \left(\frac{1}{m \times n}\right) \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (x_{i,j} - x'_{i,j})^2$$

$$PSNR = 10 \times \log_{10} \frac{255^2}{MSE}$$

其中 m 與 n 分別代表原始影像長與寬的像素點數量， $x_{i,j}$ 與 $x'_{i,j}$ 分別代表原始影像與偽裝影像中第 i 列第 j 行的像素值。

但是上面的評估方法並沒有將人類視覺感官列為評估要素，因此 Chou 學者與 Li 學者提出了另一套影像品質評估工具，稱為 Peak Signal to Perceptible Noise Ratio (PSPNR)，其方法如下：

$$MSE' = \left(\frac{1}{m \times n}\right) \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (|x_{i,j} - x'_{i,j}| - JND(x_{i,j}))^2 \times \delta(x_{i,j})$$

其

$$\delta(x_{i,j}) = \begin{cases} 0, & \text{if } |x_{i,j} - x'_{i,j}| \leq JND(x_{i,j}) \\ 1, & \text{if } |x_{i,j} - x'_{i,j}| > JND(x_{i,j}) \end{cases}$$

$JND(x_{i,j})$ 為原始影像中第 i 列第 j 行的像素值的 JND 值

$$PSPNR = 10 \times \log_{10} \frac{255^2}{MSE'}$$

Chou 學者與 Li 學者利用 JND 值去評估 PSPNR 值，其原因在於因為當 $x_{i,j}$ 與 $x'_{i,j}$ 的差值小於 $JND(x_{i,j})$ 時，人眼是察覺不出其變化的，因此在視覺上可以視為無變化。而當 $x_{i,j}$ 與 $x'_{i,j}$ 的差值大於 $JND(x_{i,j})$ 時，則其差值定義為 $|x_{i,j} - x'_{i,j}| - JND(x_{i,j})$ 。

因此我們以 Lena 圖為例所做出的實驗結果，利用上訴評估法所得的結果為：

表 5 Lena 圖的藏匿結果表

al	PSPNR	PSNR	Payload
2	52.769292	40.377241	2.130833
4	52.280549	39.916647	2.486027
8	48.007484	37.225343	3.165592
16	37.558095	32.011972	4.023254
32	28.515728	25.880435	4.964760
64	20.975942	19.697626	5.940323
128	14.180314	13.552653	6.918186

4. 實驗結果

在我們的實驗中使用 SIPI 影像圖庫裡的

Tiffany、Baboon、Lena、Airplane、Sailboat 與 Peppers，這 6 張圖為例，如下圖：



圖 6 Tiffany、Baboon、Lena、Jet、Scene 與 Peppers

這 6 張圖所統計出的公式如下：

表 6 公式表

Tiffany	$JND(x_{i,j}) = 0.8349 \times std(S(x_{i,j})) - 17.3645$
Baboon	$JND(x_{i,j}) = 0.4996 \times std(S(x_{i,j})) - 4.9087$
Lena	$JND(x_{i,j}) = 0.2401 \times std(S(x_{i,j})) + 2.5279$
Jet	$JND(x_{i,j}) = 0.3362 \times std(S(x_{i,j})) + 1.4265$
Scene	$JND(x_{i,j}) = 0.2689 \times std(S(x_{i,j})) + 4.0247$
Peppers	$JND(x_{i,j}) = 0.2162 \times std(S(x_{i,j})) + 5.8961$

根據使用不同的 al 值去規定每次最少要藏 $\log_2 al$ 個 bit，其結果如下：

表 7 藏匿結果表

al		Tiffany	Baboon	Lena
2	PSPNR	52.006	40.28	52.7692
	PSNR	41.6217	34.1412	40.3772
	Payload	1.9853	3.0626	2.1308
4	PSPNR	51.1721	39.9079	52.2805
	PSNR	40.6039	33.8472	39.9166

	Payload	3.28152	3.0626	2.4860
8	PSPNR	48.6150	38.8404	48.0074
	PSNR	37.3666	32.9742	37.2253
	Payload	3.12942	3.6916	3.1655
16	PSPNR	37.9760	35.3464	37.5581
	PSNR	31.9626	30.5792	32.0119
	Payload	4.01389	4.2869	4.0232
32	PSPNR	28.5709	28.6085	28.5157
	PSNR	25.8639	25.9142	25.8804
	Payload	4.9637	5.0617	4.9647
64	PSPNR	20.9778	21.2515	20.9759
	PSNR	19.7014	19.9499	19.6976
	Payload	5.9405	5.9645	5.9403
128	PSPNR	14.1643	14.2363	14.1803
	PSNR	13.5447	13.6125	13.5526
	Payload	6.9181	6.9181	6.9181

al		Jet	Scene	Peppers
2	PSPNR	47.5735	46.1543	46.5584
	PSNR	38.6354	36.1816	36.3917
	Payload	2.0413	2.7421	2.7415
4	PSPNR	47.6114	46.2141	46.7908
	PSNR	38.3791	36.3484	36.7716
	Payload	2.4477	2.9332	2.9144
8	PSPNR	46.3633	45.4870	46.5947
	PSNR	36.3418	35.5169	36.6260
	Payload	3.1719	3.3623	3.2590
16	PSPNR	37.5226	39.1013	38.2253
	PSNR	31.7661	31.8389	32.1158
	Payload	4.0334	4.0929	4.0306
32	PSPNR	28.4792	29.5649	28.8867
	PSNR	25.8455	26.0299	25.9557
	Payload	4.9695	4.9845	4.9672
64	PSPNR	20.9490	21.4481	21.1327
	PSNR	19.6925	19.7781	19.7158
	Payload	5.9411	5.9442	5.9408
128	PSPNR	14.169	14.3772	14.2539
	PSNR	13.5542	13.5687	13.5575
	Payload	6.9181	6.9181	6.9181

根據圖 4 的實驗結果可以看的出來，當 al 大於 16 的時候就可以發現偽裝影像的品質已經可以由人眼分辨得出來與原圖有差異。根據表 7 可以清楚的知道當 al 值在 16 的時候，PSNR 與 PSPNR 值都還可以維持在 30 以上，而當 al 等於 32 時，PSNR 與 PSPNR 值都已經小於 30，但是離 30 不遠，可是當 al 超過 32 時，PSNR 與 PSPNR 值已經遠遠低於 30，一般來說，PSNR 與 PSPNR 值以 30 為分界點，小於 30 的時候就可以分辨得出來與原圖的差異，從圖 4 可看出當 al 等於 32 時，仔細觀察可以看出一些細微的雜點，但是當 al 值持續增加時，就可以發現 al 值越大，影像越模糊不清。

5. 結論

根據表 7 經過統計後我們得到以下表格：

表 8 平均藏匿結果表

al	平均 PSPNR	平均 PSNR	平均 Payload
2	47.5569	37.8915	2.4506
4	47.3295	37.6445	2.8543
8	45.6513	36.0085	3.2967
16	37.6217	31.7125	4.0802
32	28.7710	25.9150	4.9853
64	21.1225	19.7559	5.9453
128	14.2302	13.5651	6.9181

由表 8 可以得知當 al 增加時，平均藏量上升，平均 PSPNR 與平均 PSNR 下降，但是在 al 不大於 16 時都還維持不錯的數據，相較於 Hsiao 等學者的紀錄，如下表：

表 9 相較結果表

方法	PSPNR	PSNR	Payload
JND_4_Capacity	47.24866	37.3893	2.7900
$al=4$	47.3295	37.6445	2.8543
$al=8$	45.6513	36.0085	3.2967

由表 9 可得知在 al 等於 4 時，各項數據相比之下都稍微好一點點，而在 al 等於 8 時，雖然品質下降了一點，可是藏量卻提高許多，因此，我們認為我們的實驗結果無論是品質或藏量皆比 Hsiao 等學者的結果來的好。

而比較好的原因應該是在我們在判斷一個像素點可以藏幾個 bit 時，除了考慮藏完之後最靠近原始像素值之外，還加入了該像素藏完後是否在我們容許的 JND 值之內？若是的話，那再多藏一個 bit 時，是否在我們容許的 JND 值之內？因此可以在容許的 JND 值之下藏入更多的機密訊息。

在我們藏入資料的實驗中，JND 值是採用估計出來的 JND 值，且我們假設 $x_{i,j}$ 像素的 JND 值與該像素鄰近像素集合 $S(x_{i,j})$ 的標準差 $std(S(x_{i,j}))$ ，成正比且呈線型關係，我們覺得這部分還有待修正，也就是說我們之後可以將預測 JND 的模型進行夠進一步的探討與研究，進而使實驗有更佳的實驗結果。

參考文獻

- [1] Chou, C.H., Li, Y.C., "A perceptually tuned subband image coder based on the measure of just-noticeable-distortion profile", *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 5 (6), pp.467 - 476, 1995.
- [2] Hsiao, Ju-Yuan, "An adaptive steganographic method based on the measurement of just noticeable distortion profile", *Image and Vision Computing* 29, pp.155 - 166, 2011.
- [3] Jayant, N., Johnston, J., Safranek, R., "Signal compression based on models of human perception", *Proceedings of the IEEE* 81 (10), pp.1385-1422, 1993.
- [4] Netravali, A.N., Haskell, B.G., *Digital Pictures: Representation and Compression*, Plenum, New York, 1988.
- [5] Netravali, A.N., Prasada, B. "Adaptive quantization of picture signals using spatial masking", *Proceedings of the IEEE* 65, pp. 536 - 548, 1977.