元智大學資訊管理學系 第三十屆專題製作競賽報告

研究主題:資訊隱藏

競賽組分組代號:ZT

實習單位:校內

輔導老師:黃正達教授

姓名:郭適熏

學號:1111731

目錄

壹、	、工作內容	3
	一、工作環境	3
	二、工作內容說明	3
	三、工作當中扮演的角色	3
貳、	、研究內容	4
	一、研究動機	4
	二、 相關文獻以及技術應用	5
	2.1 Pairwise PVO	5
	2.2 Pairwise PEE	7
	2.3 二維映射 2D mapping	9
	2.4 像素值還原	11
	2.5 CNN Model 卷積神經網絡	12
	三、研究方法	13
	3.1 研究目標概述	13
	3.2 系統架構說明	14
	四、研究成果	18
	五、未來規劃與展望	24
	六、参考文獻	25
參、	、自我評估與心得感想	27
肆、	、改善或建議	28

壹、工作內容

一、工作環境

智慧型多媒體系統暨資訊安全實驗室無特別規定研究地點,空間彈性。 固定每周二晚上進行 teams 線上會議,與實驗室學長姊討論資訊隱藏論文 內容。

二、工作內容說明

閱讀研究主題的資訊隱藏論文,於每周二參與實驗室 meeting 並每月進行一次全英文簡報彙報,於報告中說明閱讀論文之內容並針對論文中提出演算法實作 code。經由與老師討論選定的論文方法,進一步構想論文的可能優化方向。

選定一篇閱讀的資訊隱藏論文提出之演算法為主題進行實作,並思考與 分析該方法是否能進行修改或結合其他新方法進行優化。

三、工作當中扮演的角色

負責想法構思、演算法程式實作、數據比對、討論演算法優化方向,過 程中與教授和實驗室學長姐討論研究內容作為輔助。

貳、研究內容

一、研究動機

由觀察到現今數位影像的大量應用與網路資料傳遞便利性的提升,在 注重數位隱私的時代,對於資訊安全以及個人隱私、版權保護的需求大 幅增加,可逆式資訊隱藏 RDH 是一項能夠將秘密資訊嵌入於圖像或是影 音中的技術,嵌入端能透過多種資訊隱藏演算法,將由 0 跟 1 所組成的 秘密資訊嵌入於圖像當中,而唯有提取端能夠完整取得秘密資訊同時也 能將嵌入影像還原成原始圖像,特別適用於醫療、軍事、司法等不容資 料失真的場域。藉由本研究的學習與實作經驗,我不僅強化了程式撰寫 能力,更在閱讀與理解論文的過程中培養了分析與思辨能力,並提出演 算法的優化想法與建議。

二、相關文獻以及技術應用

2.1 Pairwise PVO

Pairwise PVO 將傳統的像素值排序與二維映射結合,旨在維持高視 覺品質的同時提升嵌入容量。此研究主題方法先以滑動視窗把影像分割 成 4*4 大小區塊,對每個區塊內部的像素做由小到大的排序,藉此將區塊 內極端值與中間像素的關係明確化並計算 Dmin 以及 Dmax 值。排序後不 直接逐像素嵌入,而是先將區塊內像素配成成對為(Dmin, Dmax)再依每一 對採用二維映射 2D mapping 進行擴展或位移以嵌入訊息。這種成對映射 將常見的誤差組例如 (0,0),擴展到有限的候選組合如 (0,0),(0,1),(1,0) 等,以限制每個像素的變化幅度,從而在降低失真和 提高容量間取得較佳平衡。

Pairwise PVO 嵌入流程

op_1	op_2	op_3	op_4
op_5	ip_i	ip_2	op_6
op_7	ј p_3	ip_4	op_8
op_9	op_{10}	op_{11}	op_{12}

$$\mu_{op} = \frac{\sum \! op_i}{N}$$

$$\sigma_{op} = \sqrt{\frac{\sum \Bigl(op_i \! - \! \mu_{op}\Bigr)^2}{N}}$$

將每一 4*4 區塊 opl~opl2 視為外部像素, ipl~ip4 視為內部像素, 並 計算該區塊外部像素的標準差, 標準差若介於門檻值 thl~th2 之間則使 用 Pairwise PVO 方法嵌入資訊。

將該嵌入區塊的內部像素依照像素值大小排序,計算像素值相對較小之兩像素值差值以及像素值相對較大之兩像素值差值,分別視為Dmin,Dmax。將該區塊內部像素計算之Dmin,Dmax 視為

(e1, e2)代入對應 pairwise PVO 映射表嵌入 0 or 1 位元或是外移,確保提取端能提取嵌入資訊並還原像素值。

$$D_{min} = X_s - X_t$$

$$D_{max} = X_u - X_v$$

2.2 Pairwise PEE

Pairwise PEE 是將預測誤差擴展 PEE 與成對像素策略結合的嵌入方法,透過配對後的誤差操作在維持高視覺品質的前提下提升嵌入容量。此研究主題方法依照目前切分成的 4*4 區塊中的內部像素以其上下左右像素平均值計算每個像素的預測誤差。不同於一般逐像素執行的 PEE, pairwise PEE 會將內部像素以斜對角兩個像素配對。

配對完成後會針對每一對預測誤差 (e_1, e_2) 使用二維映射 2D mapping 進行擴展或位移。常見的誤差組如 (0,0),會被擴展至有限的候選組合如 (0,0)、(1,0)、(0,1)。二維誤差擴展能同時操作兩個誤差值,使得每個像素的修改幅度控制在 ± 1 或小範圍內,同時達成更高的資訊嵌

入量。透過二維映射以限制每個像素的變化幅度,從而在降低失真和提高 容量間取得較佳平衡。

Pairwise PEE 流程

將每一 4*4 區塊 opl~opl2 視為外部像素, ipl~ip4 視為內部像素, 並計算該區塊外部像素的標準差, 標準差若低於門檻值 thl 之間則使用Pairwise PVO 方法嵌入資訊。

p_1	p_2	p_3	p_4		ļ	p_6							p_7		
p_5	p_6	<i>p</i> ₇	<i>p</i> ₈				p_{11}					p ₁₀			
<i>p</i> ₉	p ₁₀	<i>p</i> ₁₁	p ₁₂		p_2			p_7			p_3			p'6	
p_{13}	<i>p</i> ₁₄	<i>p</i> ₁₅	<i>p</i> ₁₆	p_5	p_6	p_7	p ₁₀	p ₁₁	p ₁₂	p'6	p_7	p_8	p_9	p ₁₀	p'11
					p ₁₀			p ₁₅			p'_{11}			p ₁₄	

將該嵌入區塊的內部像素依照斜對角分組為 p6, p11/p7, p10 依此作為 嵌入順序, 計算每個內部像素其上下左右的平均值與該像素的像素值差 值, 視為預測誤差。將兩組配對像素之預測誤差視為(e1, e2)代入對應 pairwise PEE 映射表嵌入 0 or 1 位元或是外移,確保提取端能提取嵌入資訊並還原像素值。

$$\begin{split} \widehat{p}_{i,j} &= \left[\frac{1}{4} \left(p_{i,j-1} + p_{i-1,j} + p_{i,j+1} + p_{i+1,j} \right) \right] \\ E_{i,j} &= p_{i,j} - \widehat{p}_{i,j} \end{split}$$

2.3 二維映射 2D mapping

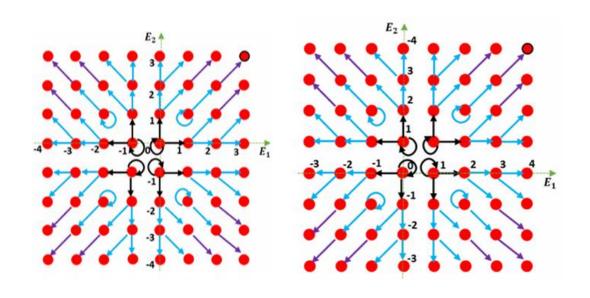
2D mapping 是利用二維誤差空間進行資料嵌入的技術,其核心概念是同時處理兩個具有相關性的像素誤差,使其在一個二維誤差平面中進行受控的擴展與位移,以達成高容量且低失真的可逆資料嵌入。方法通常先在區塊中選擇統計相似或位置具關聯的兩個像素,接著計算這兩個像素的誤差組(e₁, e₂)。相較於傳統一維誤差擴展分別操作每個像素,2D mapping 允許誤差成對共同映射,使得整體嵌入空間更集中且可控。

當誤差組被代入二維映射後,系統會根據各誤差組的可用空間,將常見的小誤差如 (0,0) 映射至多種可擴展組合,例如 (0,0)、(0,1)、

(1,0)、(1,1) 等。這種設計能在不大幅改變像素值的情況下同時嵌入 多位元資訊,使每個像素的變動幅度維持在 ±1 或小範圍內,以降低視 覺失真。

兩個映射方向的點為可嵌入配對,以此映射對照方向修改配對嵌入位 元;一個映射方向的點為位移配對,以此映射對照方向修改配對確保提 取端可還原像素值。

- Pairwise PEE 嵌入映射對照(左圖)
- Pairwise PVO 嵌入映射對照(右圖)



2.4 像素值還原

依照還原二維映射圖表定義提取嵌入位元並修改(e1, e2)及(Dmin, Dmax),

以此作為 Pairwise PEE 及 Pairwise PVO 還原依據,將像素值修改回原

始狀態。

演算法步驟

Step 1:將區塊 B_i 分割成內子區塊(inner sub-block)與外子區塊(outer sub-block)。

其中內子區塊 $I_i = \{p_6, p_7, p_{10}, p_{11}\},$ 外子區塊 $O_i = \{p_1, p_2, p_3, p_4, p_5, p_8, p_9, p_{12}, p_{13}, p_{14}, p_{15}, p_{16}\}$ 。

Step 2:

根據內子區塊 I_i 的像素值以及公式(15)建構此區塊 B_i 的位置圖(location map, LM),以避免像素溢位問題。

Step 3:

使用公式 (14) 計算外子區塊 O_i 的標準差 σ_i 。

Step 4:

若 $\sigma_i < thr_1$,表示內子區塊 I_i 為平滑子區塊(smooth sub-block)。 在平滑子區塊的情況下:

- 將像素分成兩對,第一對像素是 $\{p_6, p_{11}\}$,第二對像素是 $\{p_7, p_{10}\}$ 。
- 使用成對 PEE 方法 (pairwise PEE),以先嵌入第一對,再嵌入第二對的方式,在兩對像素中嵌入秘密資料。

• 輸出修改後的子區塊 B_i' , 其內子區塊像素對被修改為 $I_i' = \{p_{6}', p_{7}', p_{10}', p_{11}'\}$, 其他像素不變。

Step 5:

 $E(T_1) < \sigma_i \le thr_2$, 表示內子區塊 I_i 為中度複雜子區塊 (moderately complex sub-block)。

在中度複雜區塊的情況下:

- 將中度複雜內子區塊的像素 $\{p_6, p_7, p_{10}, p_{11}\}$ 依升序排序, 得到排序序列 $\{p_{\pi(1)}, p_{\pi(2)}, p_{\pi(3)}, p_{\pi(4)}\}$ 。
- 使用公式(7)與(8)計算預測誤差(prediction errors) D_{min}與 D_{max}。
- 根據圖 5 所示的 pairwise PVO 映射進行資料嵌入,取得以公式(9)、(10)、(12)、(13) 所得之最低像素與最高像素的修改值。
- 輸出修改後的子區塊 B_i' , 其內子區塊像素對被修改為 $I_i' = \{p_6', p_7', p_{10}', p_{11}'\}$, 其他像素不變。

Step 6:

 $au_i > thr_2$,表示內子區塊 I_i 為高度複雜子區塊 (highly complex subblock)。

對高度複雜子區塊, 跳過此區塊 B_i, 以避免大型失真。

2.5 CNN Model 卷積神經網絡

卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)在影像處理領域具有強大的特徵提取能力,因此逐漸被應用於可逆資料隱藏中以提升嵌入效率、視覺品質與準確性。

CNN 在資訊隱藏技術中的應用主要包含兩類:1.以 CNN 取代傳統的像素預測方法,使預測誤差更接近零,進而使誤差擴展或 2D mapping 能在更窄的誤差分布中運作,大幅提升嵌入容量;2. CNN 用於特徵分類可根據視覺內容學習分類影像區塊,例如區分平滑、中等複雜與高變異區域,使 RDH

系統能依據不同類型選擇 Pairwise PVO、PEE 或跳過嵌入,此應用也是本研究專題實作之演算法後續結合 CNN 技術應用之處。

三、研究方法

3.1 研究目標概述

本研究目標在於利用 Python 程式碼來實現論文所提出之演算法、數據 比對、探討該演算法優化空間,藉此提升參考指標如:峰值信噪比 PSNR 以 及嵌入容量 EC 之實驗數據。

PSNR:用來確保嵌入後的影像仍具高品質

SSIM:用來確保視覺結構沒有明顯破壞

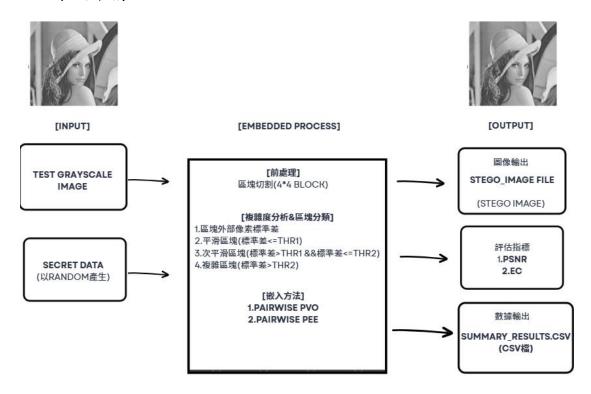
EC:嵌入容量

實作流程透過切割 512*512 灰階圖像為 4*4 區塊大小, 經由區域複雜度 計算並依照門檻值分類, 依分類結果決定嵌入方法--Pairwise PVO、 Pairwise PEE、略過此區塊。

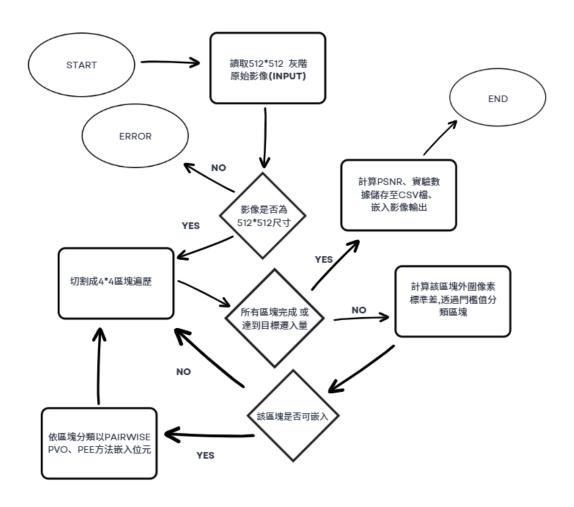
我透過閱讀多篇資訊隱藏為主題的期刊論文,學習資訊隱藏技術的概念與實驗方法等,再選定一篇資訊隱藏論文針對其中所提出的演算法進行

分析,並使用 Python 撰寫程式碼來實現演算法方法,後續針對實作實驗數據與論文方法進行比對。在實作的基礎上,進一步尋找潛在的優化方向,該專題研究可透過峰值信噪比 (PSNR) 與嵌入容量 (Embedding Capacity, EC) 等指標來評估優化方法是否能夠有效提升影像品質或是秘密資訊的嵌入量。

3.2 系統架構說明



● 實作方法嵌入流程



此專題研究使用:

1. Pairwise PVO

2. Pairwise PEE 方法來進行秘密資訊的嵌入,演算法先將大小為

512*512 的 8bits 灰階測試圖像切分成固定大小 4*4 區塊並透過自訂門檻

值 thr1、thr2 以及計算各區塊的標準差,根據區塊標準差落在不同的區間將區塊分成三個種類,

- (1)該區塊標準差小於 th1(適用 Pairwise PEE 方法),
- (2)該區塊標準差介於 thr1~thr2 之間(適用 Pairwise PVO 方法),
- (3)該區塊標準差大於 thr2(為了有效維持一定的圖像品質,該種類區塊不做嵌入處理),

三種區塊套用不同方法嵌入秘密資訊,最後針對該區塊的像素值特性,以 2D mapping 圖來修改像素值來決定嵌入資料或是像素值位移,完成秘密 資料的嵌入步驟。

開發環境	Visual Studio code
程式語言	Python
使用套件	Pillow、NumPy、OpenCV、os、
	random、scikit-image、csv
測試圖像	512*512 8bits 灰階影像
	USC-SIPI Image Database
門檻值設定	Thr1=5 · Thr2=10
秘密資訊嵌入	PVO、PEE 方法以 random 產生
	bits(0 or 1)嵌入
評估指標	PSNR · EC · SSIM
測試嵌入量	10000 bits/20000 bits/
	Max Embedding Capacity
實驗圖像、數據輸出	嵌入影像Stego_image
	file、實驗數
	據:Summary_Results.csv

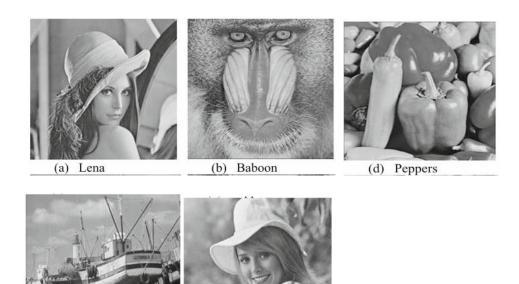
四、研究成果

透過實作與測試,成功證實了能夠依據論文中所提出的資訊隱藏方法完整實作出來,不僅能完整嵌入秘密資訊,同時嵌入影像也能維持良好的圖像品質,在肉眼上難以察覺嵌入前後的圖像差異。

此外,我將實驗數據整理並記錄於 CSV 檔案,並且將嵌入前後的圖像完整保存在測試圖像資料夾中,在專題研究上能更直觀地進行數據統計與比對,也方便後續匯入其他分析工具進行處理,同時也提升了未來在優化演算法或調整參數時的效率與便利性。

實驗數據說明:

用於數據比對之圖像取自 <u>USC-SIPI Image Database 圖像資料庫</u>,以
<u>Lena、Baboon、Boat、Peppers、Elaine 512*512 灰階圖像</u>與論文提出
之演算法做比較。



● <u>USC-SIPI Image Database</u> 512*512 8bits 灰階測試影像

(h) Elaine

(e) Boat

此專題研究以嵌入容量使用 <u>10000bits、20000bits、圖像的最大嵌入</u> <u>容量</u>作為參考標準,以下為 <u>USC-SIPI Image Database</u> 測試影像實驗數據:

● 在 10,000bits/20,000bits/最大嵌入容量時的 PSNR values

PSNR values of the proposed scheme at EC of 10,000bits / 20,000bits and Max EC

圖像	10,000 bits	20,000 bits	Max EC
Lena	60.35	56.72	51.30
Baboon	56.94		55.30
Boat	58.84	55.95	51.30
Peppers	59.14	56.36	50.78
Elaine	55.33	52.86	51.50
Average	58.12	55.47	52.04

■ 各測試圖像之最大嵌入容量

偵錯主控台 終端機 正在處理圖片: elaine.bmp Final PSNR: 51.4733, SSIM: 0.9970, Total EC: 26578.43938972371 正在處理圖片: girl.bmp Final PSNR: 51.6718, SSIM: 0.9968, Total EC: 58271.919858063105 正在處理圖片: goldhill.bmp Final PSNR: 51.9170, SSIM: 0.9972, Total EC: 43715.84128016215 正在處理圖片: house.bmp Final PSNR: 52.6715, SSIM: 0.9971, Total EC: 57366.89004757434 正在處理圖片: jet.bmp Final PSNR: 49.9167, SSIM: 0.9922, Total EC: 89587.12656333091 正在處理圖片: lena.bmp Final PSNR: 51.3039, SSIM: 0.9958, Total EC: 72807.39404942219 正在處理圖片: Man.bmp Final PSNR: 52.7127, SSIM: 0.9972, Total EC: 37222.158504642706 正在處理圖片: peppers.bmp Final PSNR: 50.7658, SSIM: 0.9952, Total EC: 68332.91395894608 正在處理圖片: sailboat.bmp Final PSNR: 51.6033, SSIM: 0.9961, Total EC: 31623.830452876526 正在處理圖片: tank.bmp

	А	В	С	D	E	F	
1	Filename	PSNR	SSIM	Embeddin:	g Capacity		
2	airplane.bmp	51.248822	0.995392	81524.24			
3	baboon.bmp	55.272638	0.998869	14242.37			
4	boat.bmp	51.287717	0.995048	55507.44			
5	Bridge.tiff	55.95012	0.999209	18555.42			
6	elaine.bmp	51.473265	0.996977	26578.44			
7	girl.bmp	51.671773	0.996753	58271.92			
8	goldhill.bmp	51.916988	0.997166	43715.84			
9	house.bmp	52.671485	0.997094	57366.89			
10	jet.bmp	49.916655	0.992214	89587.13			
11	lena.bmp	51.303923	0.995793	72807.39			
12	Man.bmp	52.712684	0.997204	37222.16			
13	peppers.bmp	50.765759	0.995185	68332.91			L
14	sailboat.bmp	51.603275	0.996123	31623.83			
15	tank.bmp	51.589844	0.997129	29655.64			
16	tiffany.bmp	52.030653	0.996732	118501.1			
17	toys.bmp	50.599933	0.993997	59468.1			
18	truck.bmp	51.781846	0.997077	37507.45			
19	zelda.bmp	50.635856	0.995229	75857.49			
18	truck.bmp	51.781846	0.997077	37507.45			

■ 嵌入量:10000bits

```
#!algorithm 遍歷 4x4 block /blocksize=4 一次移動兩單位
              for i in range(0, 512-Blocksize+1, 2):
                 if Total_EC>=10000:
                     break
                  for j in range(0, 512-Blocksize+1, 2):
                     if Total_EC>=10000:
 72
                         break
                   # 從stego image讀 4x4 block
                     # 先把整個 4x4 區塊 16 個像素列出來,op為外層12個像素,ip為內層4個像素
                     op1 = stego_image.getpixel((i, j))
           偵錯主控台 終端機 連接埠
正在處理圖片: elaine.bmp
Final PSNR: 55.3097, SSIM: 0.9987, Total EC: 10001.428688390739
正在處理圖片: girl.bmp
Final PSNR: 59.2590, SSIM: 0.9995, Total EC: 10001.278376377613
正在處理圖片: goldhill.bmp
Final PSNR: 58.1213, SSIM: 0.9994, Total EC: 10001.962563700914
正在處理圖片: house.bmp
Final PSNR: 59.4993, SSIM: 0.9994, Total EC: 10002.515989019712
正在處理圖片: jet.bmp
Final PSNR: 59.4570, SSIM: 0.9992, Total EC: 10001.591176516107
正在處理圖片: lena.bmp
Final PSNR: 60.3233, SSIM: 0.9995, Total EC: 10000.416764197136
正在處理圖片: Man.bmp
Final PSNR: 59.5394, SSIM: 0.9993, Total EC: 10000.016726409358
```

	Α	В	С	D	Е	F	
1	Filename	PSNR	SSIM	Embedding	Capacity		
2	airplane.bmp	60.62093	0.999464	10001.92			
3	baboon.bmp	56.93826	0.999204	10000.79			
4	boat.bmp	58.83608	0.999085	10002.49			
5	Bridge.tiff	58.59925	0.999506	10001.34			
6	elaine.bmp	55.33076	0.998666	10000.92			
7	girl.bmp	59.28251	0.999473	10000.45			
8	goldhill.bmp	58.12954	0.99936	10000.79			
9	house.bmp	59.50974	0.999405	10000.35			
10	jet.bmp	59.44692	0.99915	10000.4			
11	lena.bmp	60.3514	0.999493	10000.36			
12	Man.bmp	59.54401	0.999282	10002.53			
13	peppers.bmp	59.14309	0.999353	10000.05			
14	sailboat.bmp	56.31464	0.998854	10001.5			
15	tank.bmp	56.12047	0.999095	10000.27			
16	tiffany.bmp	64.48003	0.999761	10001.99			
17	toys.bmp	58.60515	0.999075	10000.84			
18	truck.bmp	57.19991	0.999131	10000.19			
19	zelda.bmp	59.81689	0.999316	10001.73			
20							

■ 嵌入量:20000bits

	А	В	С	D	Е	F	G	Н
1	Filename	PSNR	SSIM	Embedding	Capacity			
2	airplane.bmp	57.47976	0.998886	20000.74				
3	baboon.bmp	55.29854	0.998875	14246.05				
4	boat.bmp	55.94842	0.998194	20002.06				
5	Bridge.tiff	55.9399	0.999206	18567.27				
6	elaine.bmp	52.85719	0.997679	20002.14				
7	girl.bmp	56.17567	0.998874	20000.23				
8	goldhill.bmp	55.13975	0.998733	20000.58				
9	house.bmp	56.94772	0.998927	20001.45				
10	jet.bmp	56.50935	0.998258	20002.49				
11	lena.bmp	56.72396	0.9988	20000.26				
12	Man.bmp	56.14347	0.998541	20000.02				
13	peppers.bmp	56.35838	0.998637	20000.56				
14	sailboat.bmp	53.70134	0.997548	20001.09				
15	tank.bmp	53.46899	0.99823	20000.04				
16	tiffany.bmp	61.22582	0.999525	20000.83				
17	toys.bmp	55.32815	0.997987	20000.77				
18	truck.bmp	54.50152	0.998372	20001.78				
19	zelda.bmp	56.70423	0.998659	20000.85				
20								

可能的優化方向

從實驗數據可觀察到以下幾點:

- 1. 大部分圖像的圖像品質以及嵌入容量成相對關係, 當嵌入越多資訊到圖 像當中, 該圖像品質通常越低。
- 2. 當以 4*4 切分區塊計算標準差下,如測試圖像的大多數區塊標準差偏大 時可用嵌入區塊減少,使其無法達到預計嵌入量或是圖像品質下降。
- 3. 門檻值大小設定是基於使用者對嵌入量或是品質需求做調整。

演算法優化方面,可能的修改點包含針對不同圖像進行門檻值的自適應調整、使用標準差進行區塊複雜度的估計方式、使用其他的 2D mapping 圖作為嵌入對照、調整處理的區塊大小等等。

我在實驗數據中, 觀察到在固定門檻值下, 由於不同測試圖像的像素值 分布特性差異, 導致部分影像的 PSNR 品質較低或是無法達到預計嵌入容 量的現象,因此另一個值得優化的部分是結合深度學習中的卷積神經網路 CNN模型來進行圖像辯識,作為圖像預測依據,目前已有多篇以 CNN 結合資 訊隱藏技術的期刊論文可以參考,證明了兩者可高度結合應用並能有效提 升實驗數據。

五、未來規劃與展望

目前已將上述論文提出之演算法以 python 實作出來,未來將持續與實驗室老師與學長姐討論, 印證優化方法的可行性及統整實驗數據, 以 PSNR 以及 EC 做為實驗參考依據來驗證優化方法的有效性, 並預計撰寫一篇資訊隱藏論文投稿至相關期刊。

六、参考文獻

- [1] W. He, Y. Wang, J. Li, and L. Wang, High-fidelity reversible data hiding using adaptive context based pixel value ordering, . Journal of Information Security and Applications, 2025, Art. no. 104042.
- [2] H. Wu, X. Li, Y. Zhao, and R. Ni, Improved PPVO-based high-fidelity reversible data hiding, Signal Process., vol. 167, 2020, Art. no. 107264.
- [3] W. He, Z. Cai, and Y. Wang, High-fidelity reversible image watermarking based on effective prediction error-pairs modification, IEEE Trans. Multimedia, vol. 23, pp. 52–63, 2021.
- [4] S. Xiang and G. Ruan, Efficient PVO-based reversible data hiding by selecting blocks with full-enclosing context, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 32, no. 5, pp. 2868–2880, 2022.
- [5] T. Zhang, X. Li, W. Qi, and Z. Guo, Location-based PVO and adaptive pairwise modification for efficient reversible data hiding, IEEE Trans. Inf. Forensics Security., vol. 15, pp. 2306–2319, 2020.
- [6] B. Ou, X. Li, Y. Zhao, R. Ni, and Y. Shi, Pairwise prediction-error expansion for efficient reversible data hiding, IEEE Trans. Image Process., vol. 22, no. 12, pp. 5010–5021, 2013.
- [7] S. Weng, G. Zhang, J. Pan, and Z. Zhou, Optimal PPVO-based reversible data hiding, J. Vis. Commun. Image Represent., vol. 48, pp. 317–328, 2017.
- [8] Z. Ni, Y. Shi, N. Ansari, and W. Su, Reversible data hiding, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 16, no. 3, pp. 354–362, 2006.
- [9] X. Qu and H. J. Kim, Pixel-based pixel value ordering predictor for high-fidelity reversible data hiding, Signal Process., vol. 111, pp. 249–260, 2015.
- [10] Z. Ni, Y. Shi, N. Ansari, and W. Su, Reversible data hiding, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 16, no. 3, pp. 354–362, 2006.
- [11] X. Li, B. Li, B. Yang, and T. Zeng, General framework to histogram-shifting-based reversible data hiding, IEEE Trans. Image Process., vol. 22, no. 6, pp. 2181–2191, 2013.
- [12] D. M. Thodi and J. J. Rodriguez, Expansion embedding techniques for reversible watermarking, IEEE Trans. Image Process., vol. 16, no. 3, pp. 721–730, 2007.

- [13] I. Dragoi and D. Coltuc, Local-prediction-based difference expansion reversible watermarking, IEEE Trans. Image Process., vol. 23, no. 4, pp. 1779–1790, 2014.
- [14] J. Tian, Reversible data embedding using a difference expansion, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol., vol. 13, no. 8, pp. 890–896, 2003.
- [15] A. M. Alattar, Reversible watermark using the difference expansion of a generalized integer transform, IEEE Trans. Image Process., vol. 13, no. 8, pp. 1147–1156, 2004.
- [16] X. Li, J. Li, B. Li, and B. Yang, High-fidelity reversible data hiding scheme based on pixel-value-ordering and prediction-error expansion, Signal Process., vol. 93, no. 1, pp. 198–205, 2013.
- [17] Neeraj Kumar, Rajeev Kumar, Aruna Malik, Samayveer Singh, Ki-Hyun Jung, Reversible data hiding with high visual quality using pairwise PVO and PEE, Multimedia Tools and Applications, vol82, pp. 30733–30758,2023.

参、自我評估與心得感想

在進行資訊隱藏專題研究的過程當中,對我而言是一段極具挑戰但也頗有收穫的學習歷程,因為以前沒有接觸過類似的學習內容,從初期摸索主題、進行文獻蒐集、學習該領域的知識,接著逐步建立研究方向、分析及理解論文內容等,到最後用 Python 程式碼進行實作,專題過程中不僅強化了我對資訊隱藏領域的理解,也提升了我在邏輯思考與學習應用等面向的能力。

在實驗室中,每個月以英文進行論文簡報與討論,讓我培養如何閱讀論 文以及報告論文。特別是在教授與學長姐的指導與建議下,我更能明確分 析論文演算法的優缺點並找到其中的關鍵之處,進而規劃論文演算法的改 良方向。我認為透過此專題除了增進我對資訊安全與影像處理的專業知 識外,更是訓練我自己思考與解決問題的能力,同時專題也讓我更清楚了 解進行研究的流程,這對我未來的學習與職涯發展皆具有實質幫助。

肆、改善或建議

系上可以強化學生在專題製作過程中的規劃能力與實作能力,這對於提 升資管系學生的專業素養與實務經驗十分重要。另外提供適當學習資源 及具體規劃專題進度時程來協助學生在專題中能夠運用多元工具與方法 建立跨領域整合能力並在時限內完成專題研究。