

國立金門大學

資訊科技與應用碩士班

碩 士 論 文

以生成對抗網路為基礎之閩式建築風格轉換研究

A Study of GAN-based Style Transfer for Fujian-Style  
Buildings

NQU

研 究 生：施旻岳

指導教授：趙于翔 博士

中華民國一一零年七月

# 國立金門大學碩士學位論文考試審定書

本校理工學院資訊科技與應用碩士班

研究生施旻岳所提之論文

以生成對抗網路為基礎之閩式建築風格轉換研究

業經本委員會評審認可，合於碩士資格水準。

學位考試委員

召集人

周建豐

簽章

委員

周建豐

謝易鈺

陳進修

鍾子翊

指導教授

鍾子翊

系所主管

教授兼任理工學院院長 馮玄明

中華民國 110 年 7 月 22 日

# 以生成對抗網路為基礎之閩式建築風格轉換研究

研究生：施旻岳

指導教授：趙于翔 博士

國立金門大學資訊科技與應用碩士班

## 摘 要

金門和台灣有著許多古色古香的閩式建築，但是隨著時間的流逝，這些帶有文化特色的建築漸漸的消失沒落，只剩下一些廟宇還保留著閩式建築的特色。隨著人工智慧技術的發展，這種傳統文化可以透過風格轉換的技術保存下來。本論文中，我們使用 GAN 為基礎的網路來學習閩式建築的特徵，並使用爬蟲在 Google 圖片搜尋取得大量的閩式建築圖片，經由 CycleGAN 與 InstaGAN 對圖片進行不同次數的訓練，分別從中挑出效果最好的來比較與分析其優缺點。在 InstaGAN 訓練時需要使用遮罩來過濾出轉換目標，這部份我們使用了 FastFCN 將圖片進行語義分割，再利用 OpenCV 將語義分割後的標籤轉為建築物遮罩圖檔。實驗結果顯示，CycleGAN 與 InstaGAN 都有不錯的表現，其中 InstaGAN 產生的結果較為模糊，相較之下。兩者的結果比較之下，發現 InstaGAN 產生的結果較為模糊，相較之下 CycleGAN 則是有些特徵無法完整的呈現。最後，我們希望透過本論文提出的方法，可以有效的保存閩式建築傳統文化，未來也希望能夠應用在文化工作者上，提供一個閩式建築風格的預視概念圖。

關鍵詞：閩式建築、循環式生成對抗網路、實例感知生成對抗網路、風格轉換

# A Study of GAN-based Style Transfer for Fujian-Style Buildings

Student: Shih, Min-Yueh

Advisor: Zhao, Yu-Xiang Ph.D.

Master of Information Technology and Application

National Quemoy University

## ABSTRACT

There are many ancient Fujian-style buildings in Kinmen and Taiwan. With the passage of time, these culturally distinctive buildings have gradually disappeared. Leaving only a few temples that still retain the characteristics of Fujian-style buildings. With the development of the technology of artificial intelligence, this traditional culture can be preserved through style transformation technology. In this paper, we use GAN-based network to learn the features of Fujian-style buildings, and use a crawler to obtain a large number of images of Fujian-style building by Google image search. We use FastFCN to semantically segment the images, and then use OpenCV to convert the semantically segmented labels into building mask files. The experimental results show that both CycleGAN and InstaGAN have good performance. Comparing the results of InstaGAN and CycleGAN, we found that the results generated by InstaGAN are blurred, while some features of CycleGAN are not fully represented. Finally, we hope that the method proposed in this paper can effectively preserve the traditional culture of Fujian-style buildings, and apply it to cultural workers in the future to provide a concept map of Fujian-style buildings.

Key word: Fujian-style building, CycleGAN, InstaGAN, style transfer

## 誌謝

轉眼間，兩年的碩士生涯就要結束了，在此我受到了許多人的幫助，我要在這裡好好的感謝他們。首先，我要感謝我的指導教授趙于翔教授，指引了我的研究方向，並在研究上提供了許多的建議與幫助，讓我從中學習到了很多寶貴的經驗。還有在口試的這段期間，我也要感謝周建興教授、謝易錚教授與潘進儒教授在百忙之中撥空擔任我的口試委員，對我的論文提供許多專業的建議，使我的論文內容能夠更加完整。

我還要感謝我的家人們對我的支持，感謝他們的付出，讓我可以排除大部分的煩惱，專心地完成我的學業。還有我在金門求學的這段期間，我也要感謝系上助理李珮如學姊提供了許多行政上的資訊與幫助，感謝學長洪晟峯對於我的鼓勵與協助，感謝同學林庭生和羅宇文在研究上彼此的互相幫助與共同成長，感謝實驗室的大家提供的許多幫助。感謝大家這段時間提供的協助，使我在這段期間獲得了許多珍貴的經驗與回憶，更使我能夠順利的完成這篇論文與學業。

施旻岳 謹致

July, 2021

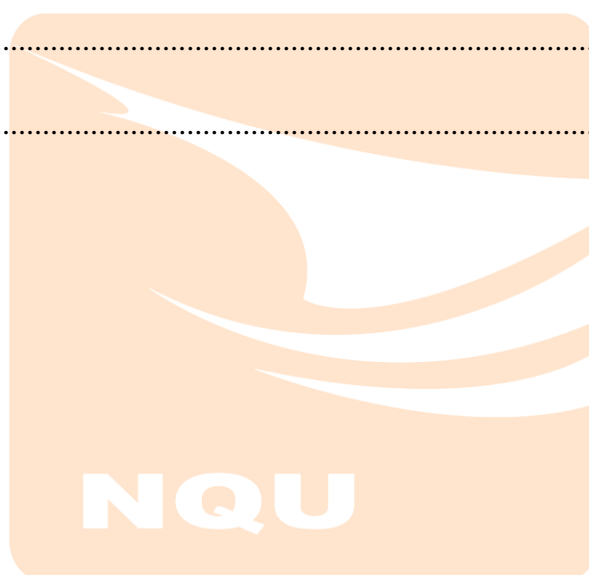
The logo of National Kaohsiung Normal University (NQU) is displayed. It features a stylized orange and white graphic above the letters "NQU" in a bold, white, sans-serif font, all contained within an orange rounded rectangle.

NQU

# 目錄

摘 要 .....	I
ABSTRACT .....	II
誌謝 .....	III
目錄 .....	IV
表目錄 .....	VI
圖目錄 .....	VII
第壹章 緒 論 .....	1
1.1 研究背景與動機 .....	1
1.2 建築風格與概念 .....	1
1.3 閩式建築風格 .....	2
1.4 美式別墅建築風格 .....	3
1.5 研究目的 .....	3
1.6 論文架構 .....	4
第貳章 相關文獻探討 .....	5
2.1 卷積神經網路 .....	5
2.2 生成對抗網路 .....	6
2.3 循環式生成對抗網路 .....	7
2.4 實例感知生成對抗網路 .....	8
2.5 全卷積神經網路 .....	9
第參章 研究方法 .....	10
3.1 資料蒐集 .....	10
3.2 以循環式生成對抗網路為基礎的閩式建築風格轉換 .....	12

3.3 建築物實例感知 .....	13
3.4 以實例感知生成對抗網路為基礎的閩式建築風格轉換 .....	15
第肆章 研究結果與分析 .....	16
4.1 以循環式生成對抗網路為基礎的閩式建築風格轉換結果 .....	16
4.2 建築物實例感知結果 .....	26
4.3 以實例感知生成對抗網路為基礎的閩式建築風格轉換結果 .....	29
第伍章 結論與未來展望 .....	39
5.1 結論 .....	39
5.2 未來展望 .....	41
參 考 文 獻 .....	42



## 表目錄

表 3-1 各關鍵字蒐集結果.....	11
表 4-1 硬體設備及實驗環境.....	16
表 4-2 實驗數據.....	17
表 4-3 實驗結果 LOSS 值.....	17
表 4-4 實驗結果 LOSS 值變化圖表.....	18
表 4-5 實驗結果圖片.....	19
表 4-6 語義分割結果對照.....	27
表 4-7 遮罩.....	28
表 4-8 實驗數據.....	29
表 4-9 實驗結果 LOSS 值.....	29
表 4-10 實驗結果 LOSS 值變化圖表.....	30
表 4-11 INSTAGAN 實驗結果.....	31





## 圖目錄

圖 1-1 閩式建築示意圖 .....	2
圖 1-2 美式別墅建築風格示意圖 .....	3
圖 2-1 GAN 架構圖 .....	6
圖 2-2 CYCLEGAN 架構圖 [12] .....	8
圖 2-3 FCN 分割影像概念圖 [5] .....	9
圖 3-1 系統架構圖 .....	10
圖 3-2 CYCLEGAN 生成器架構[13] .....	12
圖 3-3 原圖與遮罩 .....	13
圖 3-4 FASTFCN 架構[6] .....	14
圖 3-5 JPU 架構[6] .....	14
圖 3-6 INSTAGAN 網路架構圖[4] .....	15
圖 4-1 燕尾生成結果比較(由左至右分別為實驗 1 到 3) .....	24
圖 4-2 生成結果比較(由左至右分別為實驗 1 到 3) .....	24
圖 4-3 多個目標比較(由左至右分別為實驗 1 到 3) .....	25
圖 4-4 燕尾生成比較(由左至右分別為實驗 1 到 3) .....	25
圖 4-5 對旁邊物品影響比較(由左至右分別為實驗 1 到 3) .....	25
圖 4-6 INSTAGAN 燕尾生成比較(由左至右分別為實驗 4 到 6) .....	37
圖 4-7 INSTAGAN 細節生成比較(由左至右分別為實驗 4 到 6) .....	38
圖 4-8 屋頂特徵生成比較(由左至右分別為實驗 4 到 6) .....	38
圖 5-1 兩種網路生成影像清晰度比較(左圖為 INSTAGAN，右圖為 CYCLEGAN) .....	39
圖 5-2 兩種網路對環境物體影響之比較(左圖為 INSTAGAN，右圖為 CYCLEGAN) ..	40
圖 5-3 參考用原圖與遮罩 .....	40

# 第壹章 緒 論

## 1.1 研究背景與動機

金門和台灣有著許多古色古香的閩式建築，但是隨著時間的流逝，這些帶有文化特色的建築漸漸的消失沒落，尤其是在都會區，幾乎見不到擁有著閩式風格的建築，基本上只剩下一些廟宇的建築還保留著閩式建築的特色。但是我們認為這種傳統文化不應該被遺忘與抹滅。

而近期台灣也掀起一股本土遊戲的風潮，在遊戲設計的概念中，遊戲的場景、背景與美術風格也深深地影響著遊戲體驗。要讓遊戲充滿鄉土味，除了場景中的物件外，一張充滿閩式建築的背景圖，也是可以造成一個相當不錯的效果的。但是，要取得閩式建築的影像，可能還要先到處取景，尋找樣本，再請場景設計師將其設計成遊戲的風格，需要付出一定程度的成本。

然而隨著時間的發展，人工智慧的技術可以做到的事情，已經愈來愈多了。其中風格轉換的部分，有可以做到把一般的風景照轉換成各種名畫家作品風格的網路。如果可以利用這項技術，將影像中的各種的建築轉換成閩式風格的建築，同時將影像轉換成遊戲中的風格，這樣將可以降低開發遊戲的門檻，讓沒有繪圖能力的遊戲開發者也能夠取得其所需的遊戲場景。

## 1.2 建築風格與概念

建築是各地居民從事各種活動的場所，也是各地社會與文化的展現。它可以真實地反映出在地居民與當地環境之間的各種關聯，同時也真實地顯示出當地居民的社會經濟、歷史人文、民俗藝術與宗教信仰等文化活動。

建築風格指建築設計中室內的設計和外觀方面所呈現出的特徵，主要在於建築的平面布局、結構、藝術呈現和建築手法的運用等方面所表達出的獨創性與意境。建築風格會受到一些因素的影響，像是當時政治、社會、經濟、建築材料和技術等的所造成的限制以及建築設計思想、觀點和藝術素養等而有眾多的不同。像是歐洲的建築史中古希臘和古羅馬有多立克、愛奧尼克和科林斯等代表性建築的柱式風格；中世紀有哥德式的建築風格；文藝復興時代後期有巴洛克和洛可可等建築風格[9]。

而本篇論文主要就是針對在眾多風格之中的閩式建築風格和美式別墅建築風格之間，使用生成對抗網路來做風格轉換的研究。

### 1.3 閩式建築風格

臺灣早期因為有大量閩南地區的居民遷徙到此地，因此當時的建築風格與閩南沿海各地的建築，無論是平面布局、立面形式、整體造型，或是其中細部裝飾的風格都是很類似的。例如臺灣傳統建築之中常常出現的紅磚紅瓦就是受到泉州一帶居民住房「紅磚文化」的影響。中國文化歷來常常將紅色當成是吉利的代表，而臺灣閩式建築外牆及屋面常用的紅磚與赤牆，還有各種繁複豪華裝飾的牆面就是活潑朝氣的象徵，同時也在裝飾上使用磚塊來作圖案的各種變化，從中也很容易觀察出兩地歷史文化的淵源[7]。



圖 1-1 閩式建築示意圖[28]

閩式建築常見的幾個特徵，有馬背、燕尾、懸魚。燕尾的部分如其名，就是燕子尾巴的形狀，如上圖中間的屋頂，屋脊兩端的部分向外延伸並上揚。這種特徵常常可以在一些廟宇的屋頂觀察到。不過其實不只有廟宇會出現這種特徵，一些官宦或是達官貴人的民宅，或是宗祠也會以燕尾裝飾屋簷。而兩旁山牆頂端用的則是馬背，一般平民百姓的民宅，多半會具有馬背的結構。而懸魚這個特徵是出現在馬背下的圖案，早期常見的是以魚的形狀為主。因早期人們怕發生火災，於是把魚當作水的象徵，畫上魚的圖案保護宅邸免於祝融之災[10]。

## 1.4 美式別墅建築風格

美國是個大部分由移民所組成的國家，包含了世界各民族的後裔，而世界各地的民族各自帶來了屬於他們自己的建築風格，其中大部分由歐洲各國以及美洲各地區流傳下來的傳統文化所組成。這些文化互相影響、互相融合，並且隨著時間的流逝，融合各種文化的建築形式逐漸產生，各種住宅建築風格應運而生。因此美國的建築風格呈現了多元的特色，以及豐富多彩的國際化傾向。美國的建築，尤其是住宅，是集結當今世界各種住宅建築的精華後又融合了美國人自由、活潑、善於創新等等一些文化特色，使得美國的住宅成為國際上最多元化、最富創意的住宅[8]。



圖 1-2 美式別墅建築風格示意圖[29]

NQU

## 1.5 研究目的

此研究將利用生成對抗網路的技術應用於影像中建築物風格的轉換。透過蒐集兩種風格多個不同的資料來進行網路的訓練，來學習兩種風格之間相對應區域特徵和色彩的變化。最後希望透過本研究訓練出來的模型，來把影像中當地以前可能會呈現的景色模擬出來，使得產生出的影像能夠應用於虛擬實境及擴增實境當中。

## 1.6 論文架構

本論文內容分為五個章節；第一章介紹研究背景與目的，並對建築風格簡單介紹。第二章為相關文獻及技術探討。第三章介紹系統架構及研究方法，以及資料的蒐集。第四章為風格轉換的結果與分析。第五章為結論及未來展望。





## 第貳章 相關文獻探討

近年來，人工智慧的技術興起，伴隨著許多新穎技術的產物，像是蘋果的 Siri、Google 的語音助理，還有自動駕駛技術。人工智慧相關的技術其實早在 1950 年代就已經存在，但是礙於當時電腦性能不足，大大地限制了其發展。直到近期的電腦硬體效能足夠強大，也有許多硬體廠商針對深度學習的需求優化產品，再加上硬體取得的門檻降低，更多的人進入這塊領域開發，進而創造出更好的演算法，使人工智慧的技術得以在近幾年內快速的發展。

### 2.1 卷積神經網路

卷積神經網路(Convolutional Neural Networks, CNN)是機器影像辨識領域中一個相當重要的技術，而這項技術不只應用於影像的領域中，它在語音辨識[16]和自然語言處理[17]等等的方面，也都有優異的表現。

讓影像的風格變化的概念，最早由[Gatys et al.]提出[1]，他們認為做影像處理最有效的深度神經網路是 CNN。CNN 是由小型的計算單元所組成的，它們是以前饋(feedforward)的方式分層處理影像的視覺訊息。每一層的單元都可以視為影像濾波器的集合，每個濾波器都從輸入的影像中提取某些特徵。

對 CNN 進行訓練時，它會發展出影像的表示法，使得物件的資訊在處理層次上逐漸清晰。隨著網路的處理層次，輸入的影像被轉換成表示法，與影像的像素細節相比，它會將焦點逐漸轉移到影像的實際內容。

為了獲得輸入影像的風格，他們使用了一個為了紋理資訊而設計的 feature space。這個 feature space 建立在網路每一層濾波器的響應之上。它由 feature map 的空間範圍內不同濾波器響應之間的相關性組成。通過加入多層特徵的相關性，我們得到了它的紋理資訊。

## 2.2 生成對抗網路

生成對抗網路(Generative Adversarial Nets, GAN) [2]是一種生成模型，它最基本的概念就是從訓練資料庫之中獲取大量的訓練樣本，再從這些樣本之中學習這些訓練案例生成的概率分佈。

GAN 的概念由[Goodfellow et al.]提出。GAN 模型中由生成器和判別器組成。生成器負責捕捉樣本資料的分佈，判別器是一個二元分類器，負責分析一個樣本來自於訓練資料庫的機率。

GAN 的運作方式，就是讓兩個網路之間相互競爭。其中一個是生成網路，它會持續地分析訓練資料庫裡真實影像的機率分佈，然後把輸入的隨機雜訊轉變成新的假造影像。另一個是判別網路，它能夠做到同時觀察真實和假造的資料，來判別這個資料到底是真的還是生成出來的假資料。

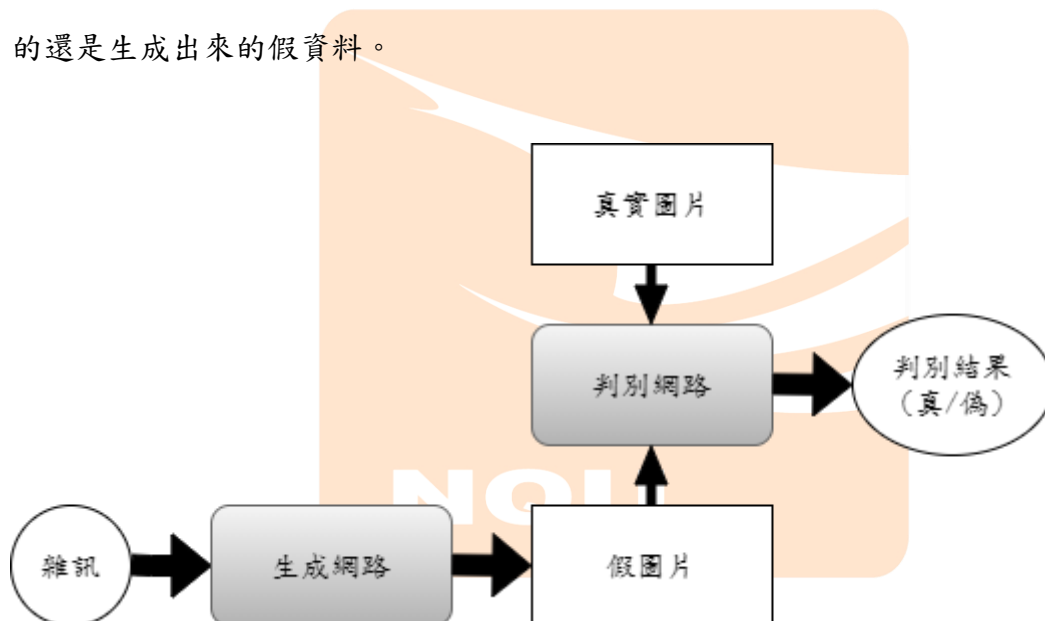


圖 2-1 GAN 架構圖

## 2.3 循環式生成對抗網路

循環式生成對抗網路(CycleGAN) [3]由[Jun-Yan Zhu et al.]提出。他是一種採用非監督式學習的生成對抗網路，他的主要概念是訓練兩對生成器和鑑別器的模型，將影像從一個領域轉換至另一個領域，而在這個過程中必須保持循環一致性(cycle- consistency)。CycleGAN 是以影像為轉換的目標，而後來[Kaneko, T.et al.]以音訊為轉換目標提出 CycleGAN-VC[14]。

使用有配對的訓練資料集訓練網路，每一幅影像，都會對映到目標領域中的相對影像，使得他們能夠分享各種特徵。這些特徵可以用來將一幅影像對映到另一個領域相應的影像上。基本上，配對這個動作是為了使得輸入和輸出能夠擁有一些共同的特徵。這個動作定義了影像之間，從一個領域到另一個領域甚麼是有意義的轉換。因此，在有配對的訓練資料集的情況下，生成器需要從其中一個領域取得一個輸入的影像，並且將這幅影像映射到一幅輸出的影像，而他的結果必須要相近於他映射的對應影像。

由於 CycleGAN 採用的是未配對的訓練資料集，沒有辦法預先定義一個有意義的轉換來學習，於是我們需要為它定義。我們需要令輸入的影像與生成的影像之間存在一些關聯。它的運作方式是從一個領域——以領域 A 為例，取得一幅輸入影像，這幅影像被送進生成器 AB 當中，經由生成器 AB 將領域 A 所取得的影像轉換為目標領域 B 的影像，然後這幅生成的影像再送入另一個生成器 BA，轉換回原本的領域 A，並產生出一幅新的影像，也就是循環 A。而這幅輸出影像，循環 A，必須要相似於原始輸入的影像，才能夠定義一個有意義的映射。

如下圖所示，兩個影像分別被輸入進各個判別器中(一幅是原始影像，另一幅則是透過生成器產生的影像)，判別器的任務是辨認出他們之間的差別，使得判別器能夠對抗它的對手生成器，並且挑出那些由生成器產生的影像。而生成器要做到的是，讓鑑別器能夠接受生成的結果，於是他會盡可能的生成與領域 B 當中的原始影像相似的影像。



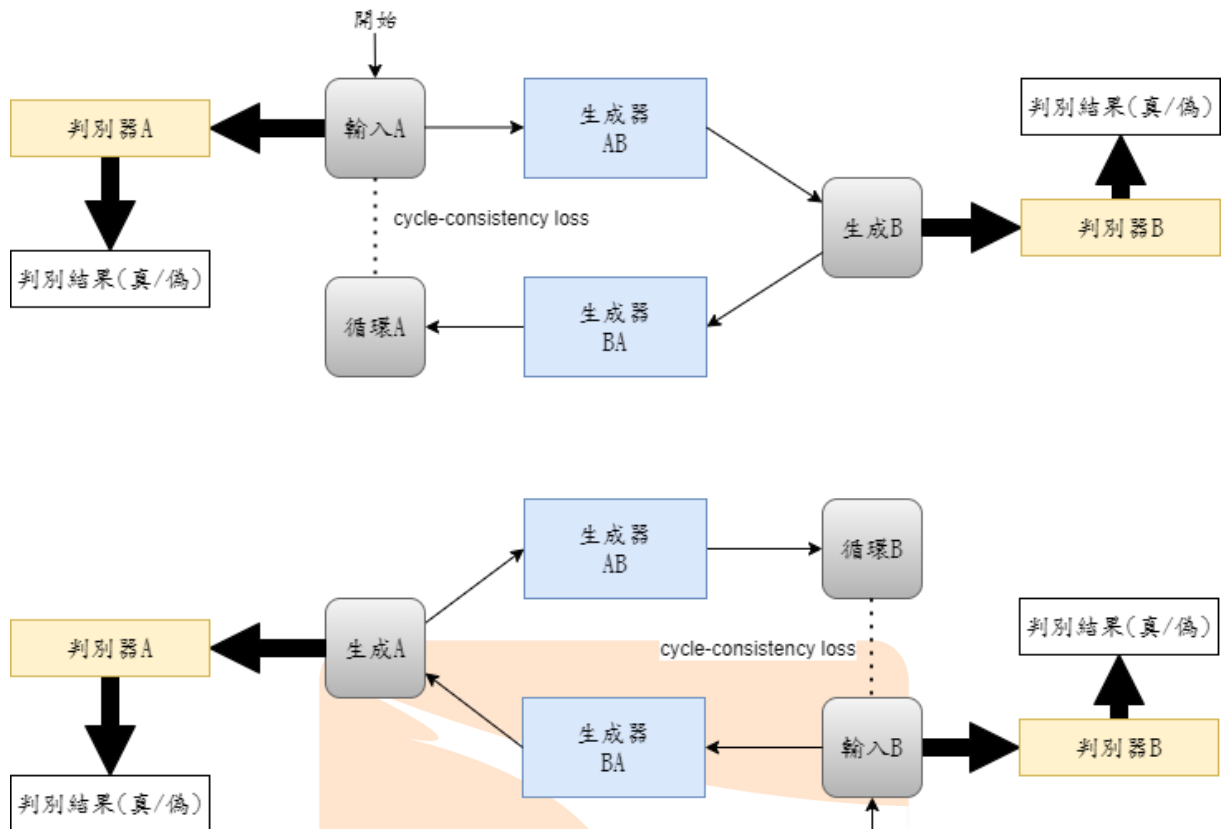


圖 2-2 CycleGAN 架構圖 [12]

## 2.4 實例感知生成對抗網路

前一節介紹的 CycleGAN 解決了訓練網路時，需要準備配對資料集的限制。但是它無法完全分離影像中的實例資訊，像是本次實驗要轉換的建築物，通常只會占影像中的一部份，因此它在對於目標的特徵進行轉換時，有時效果會不夠理想。

為了解決這種問題，[Sangwoo Mo et al.]提出了實例感知生成對抗網路(InstaGAN) [4]，它結合了實例資訊，提高了多實例轉換的能力。它能夠轉換影像，還能同時轉換相應的實例屬性，還能同時維持實例的排列不變性 (permutation invariance property)。當大量的實例需要轉換時，代表需要大量的萃取特徵，並且將所有的特徵加總，實例數量過多時勢必會面臨到記憶體不足的問題。因此他們提出了一個方法來避免這個狀況，就是一次只轉換部分的實例，稱作 mini-batch，而這樣多做幾次就會把所有實例轉完了。而這種做法還能讓判別器持續地接收到不同的生成圖片，會產生一些資料增強的效果。

## 2.5 全卷積神經網路

影像的語義分割是影像處理與機器視覺對於影像理解不可或缺的部分。語義分割的做法就是對影像中的每格像素進行分類，歸類每格像素的種類，從而進行區域劃分。語義分割需要分類每格像素的類別，進行精確的分割。但是 CNN 在進行卷積和池化的過程會丟失細節，所以不能精確地分出物體的輪廓。只能對整張影像進行辨識，標識出該影像的類別。針對這種問題，許多的語義分割架構被提出，像是 FCN[5]、DeconvNet[19]、U-Net[20]、SegNet[21]、RefineNet[22]、及 PSPNet[23]。FCN(Fully Convolutional Networks)[5]由[J Long et al.]提出，成為語義分割的基礎框架。

通常 CNN 都會在卷積之後接上一些全連接層，將卷積層產生的特徵圖映射成一個固定長度的特徵向量。但是它只能辨識整個圖像的種類，沒辦法標示出每格像素的類別。FCN 的做法是將 CNN 架構中的全連接層轉換為卷積層。

由於像素級的語義分割的輸出尺寸需要與輸入圖像一致，而卷積與池化的結構會使圖片尺寸縮小。於是他們使用反卷積操作，對縮小後的特徵使用上採樣，滿足語義分割的要求。

語義分割包括語義識別和目標定位兩項目的。一般來說，卷積網路的高層特徵圖，如下圖 2-3 pool5 處，有豐富的語義訊息，但是位置資訊損失嚴重，而低層的特徵圖，如下圖 2-3 pool3 處，則有較精確的目標位置，但是語義訊息不足。兩者皆無法同時達到兩種目標。因此他們提出一種跨層連接架構，將低層與高層的特徵圖進行融合，以此提升語義分割性能。

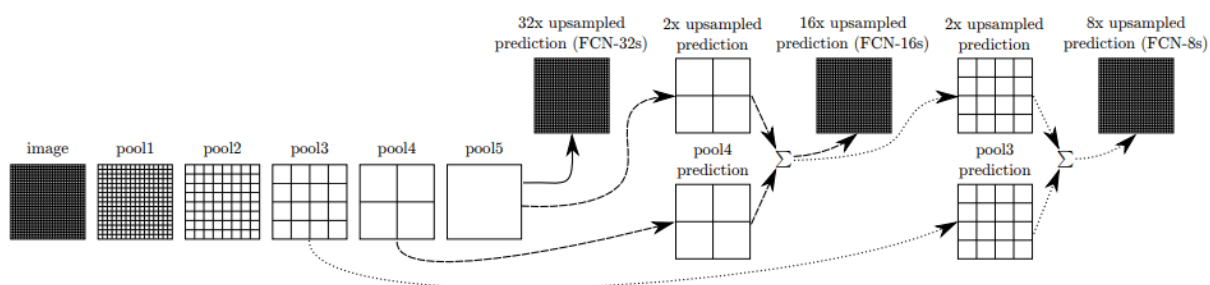


圖 2-3 FCN 分割影像概念圖 [5]

## 第參章 研究方法

本研究的系統總共有兩種架構，首先會先準備訓練用的圖片資料集。第一種架構會直接使用 CycleGAN 對該資料集進行訓練，產生出風格轉換的結果。第二種架構因為 InstaGAN 網路的需要，會先對資料集的圖片進行語義分割，並且把建築物以外的部分變成遮罩，再使用 InstaGAN 對圖片和遮罩進行訓練，產生出另一組結果。

為了較完整的還原閩式建築的特徵，我們另一個分類的建築風格採用的是同樣有屋頂存在的美式別墅建築，以利於網路學習屋頂的特徵。下圖為本系統的架構圖。

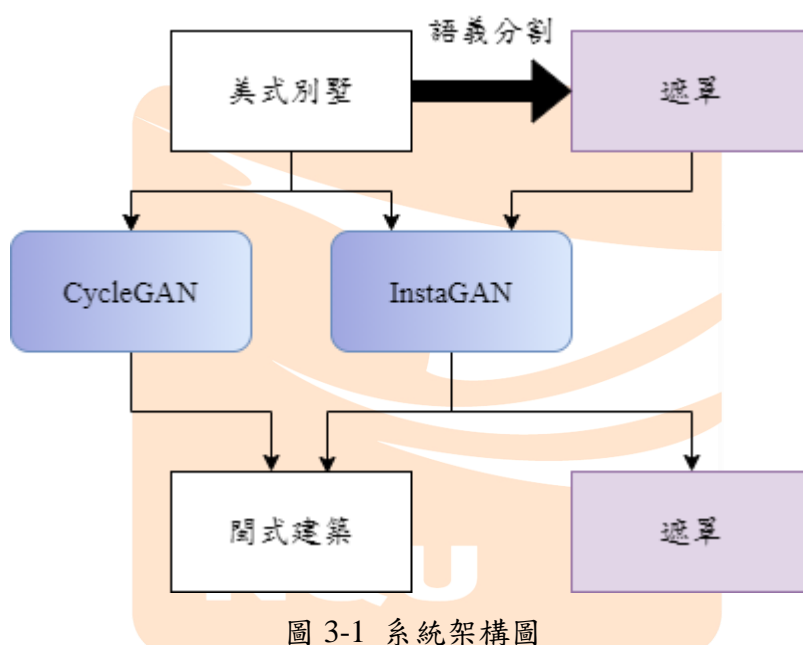


圖 3-1 系統架構圖


### 3.1 資料蒐集

本研究進行的是閩式建築風格的轉換，將會需要用到大量的圖片來進行網路的訓練。為了能夠較完整的還原閩式建築的特徵，我們另一個分類的建築風格採用的是同樣有斜屋頂和屋簷存在的美式別墅建築，以利於網路學習屋頂的特徵。在資料的蒐集上，我們以爬蟲的方式，將 google 圖片搜尋利用關鍵字所得到的結果全部擷取下來，然後再針對其結果，手動把部分不符合條件的圖片過濾掉。然而，閩式建築的圖片在完成過濾之後，所得到的圖片數量與訓練所需要的數量還有一大段的差距。於是，我們決定採用資料增強的方式，將原本得到的圖片垂直翻轉，或是順時針及逆時針旋轉

一些角度，以達到訓練圖庫所需要的圖片量。

圖片搜尋的關鍵字部分，我們可以利用"閩式建築"、"金門傳統建築"、"台灣傳統建築"等之類的關鍵字再加上以圖搜圖的結果進行圖片的擷取[30]。因金門閩式建築的數量有限，有部分的圖片採用的是台灣古厝建築的圖片，而有豐富且多樣的閩式建築圖片，對於訓練結果的多樣性也能夠提供一定程度上的幫助。另一個分類則是利用"別墅"或是"美式別墅建築"等的關鍵字，同樣利用以圖搜圖補充更多的圖片資料。下表 3-1 為各種關鍵字所取得的資料集內部分圖片範例。

表 3-1 各關鍵字蒐集結果[38]-[43]

閩式 建築			
台灣 傳統 建築			
別墅			
美式 別墅 建築			



### 3.2 以循環式生成對抗網路為基礎的閩式建築風格轉換

本次實驗中，我們採用的網路是 CycleGAN，來進行閩式建築的生成。為了維持生成的效果，網路在進行訓練時，一個循環會利用生成器 $G$ 將別墅建築 $X$ 轉換為閩式建築 $Y$ 之後，再利用另一個生成器 $F$ 轉換回別墅建築 $X$ ，而每個生成器都有一個對應的鑑別器，它們會辨別生成圖的真偽。最後會比較原圖與將原圖經二次轉換之後的結果之間的 cycle consistency，使其盡量維持相似。使它滿足  $F(G(x)) \approx x$  和  $G(F(y)) \approx y$ 。以下為它的方程式[13]。

$$Loss_{cyc}(G, F, X, Y) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [F(G(x_i)) - x_i] + [G(F(y_i)) - y_i]$$

CycleGAN 使用的生成器可以分成三個部分；編碼器、變換器與解碼器。輸入的原圖會直接送入由 3 個卷積層組成的編碼器，並在增加通道數的同時縮小影像尺寸。產生出來的活化函式會送入由數個殘差塊(residual blocks)組成的變換器，本次實驗用的是 9 個。接下來，再由 2 層轉置卷積層(Transposed Convolution layer)組成的解碼器將影像尺寸放大，最後由一個輸出層產生最終的 RGB 影像。下圖為生成器的架構圖。

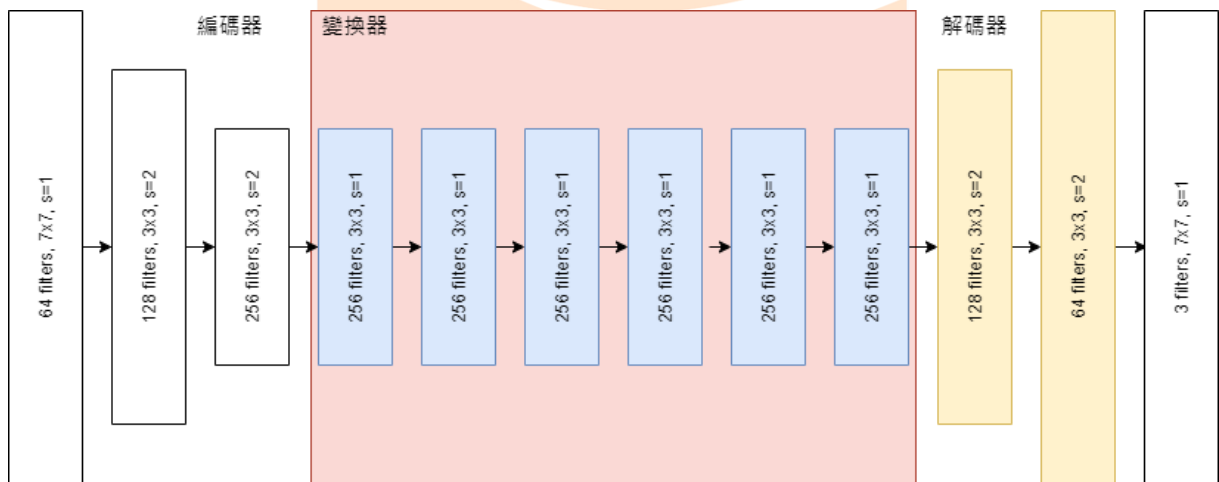


圖 3-2 CycleGAN 生成器架構[13]

判別器的部分使用的是 PatchGAN，它是一個全卷積網路。它的判別方式是將判別目標的影像分割成一塊一塊 70x70 的影像，並判定各塊影像為真實的機率。

本次實驗將學習率設定為 0.0002，batch size 設定為 1，為了要使每一層網路使用的是 Instance normalization，而不是 Batch normalization。輸入的圖片大小設定為 256x256，並在不同的 epoch 的情況下比較生成效果。

### 3.3 建築物實例感知

由於 InstaGAN 需要使用的訓練資料集裡面必須具有區分背景的遮罩，以減少背景物品影響到建築物的轉換結果，避免發生連同背景也一同轉換成建築物架構的意外情況，於是我們採用了 FastFCN 來進行影像的語義分割，之後再使用 opencv 把標籤圖中，建築物以外的部分轉換成遮罩，產生出 InstaGAN 訓練模型時需要的遮罩圖片檔。

由於在語義分割進行時，需要訓練一個模型，才能夠將每一格像素精確的分類到每一個屬於它的物件。於是本實驗在進行語義分割時，使用了 FastFCN 的 github 上所提供的預訓練模型[25]，該模型使用的資料集為 ade20k。

在 ade20k 的資料集中有多達約 2 萬 5 千多張的圖片，當中 20000 張是訓練用的，2000 張驗證用，最後 3000 張是測試用的，當中又分了約 151 種分類，其中有包含建築物的部分占了大約 10.7%。而 FastFCN 的學者們訓練網路時使用了 0.01 的學習率，並學習 120 epochs，之後為了將結果進行優化，他們用了 0.001 的學習率，再學習了 20 代，出來的結果與其他方法比較，語義分割評價指標(mIOU)能夠獲得很好的分數[6]，於是我們預期此預訓練模型能夠為我們的訓練資料集帶來優異的語義分割結果。下圖為本實驗將進行的轉換流程圖，首先將左邊的原圖轉換為中間的標籤圖，再將中間的圖轉為右圖的遮罩。



圖 3-3 原圖與遮罩

這次實驗使用的 FastFCN 採用了原始版本 FCN 的網路架構做為主要的網路。在主要的網路之後，接上一個上採樣模組 JPU，將最後三層的特徵圖輸入 JPU 當中並產生高解析度的特徵圖，如下圖 3-4 中的 Conv3、Conv4、Conv5。最後再經過一個編碼器來產生最終的特徵圖輸出。

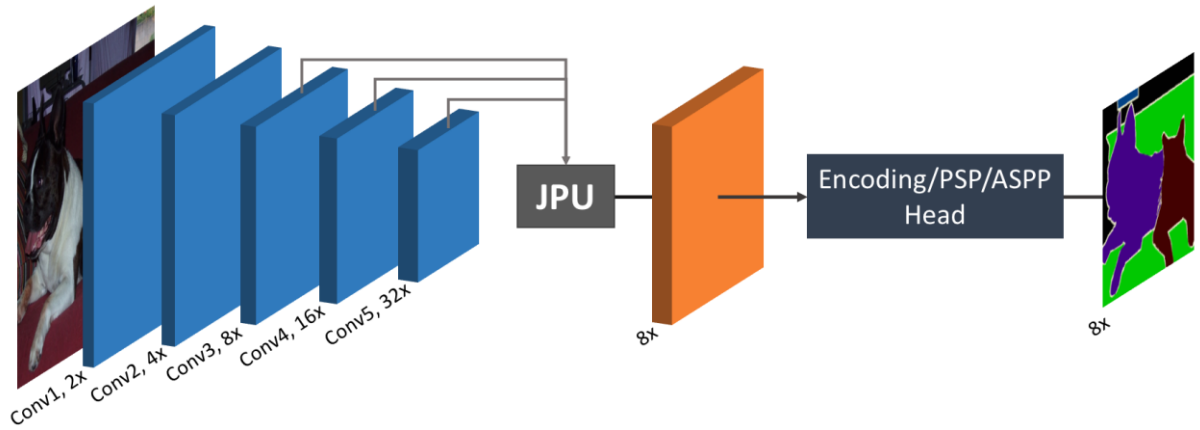


圖 3-4 FastFCN 架構[6]

下圖 3-5 為 FastFCN 架構中 JPU 的架構圖，它會將 Conv3、Conv4、Conv5 的輸出個別先經過一個常規卷積，將通道數減少，並且將它們的通道數變為一樣的数量。之後將 Conv4 與 Conv5 的輸出經過上採樣之後，與 Conv3 串接，再輸入四個擁有不同空洞卷積率(下圖 3-5(b)的 D)，分別為 1、2、4 和 8，的平行的可分離卷積(S-CONV)中。之後再將這些串接起來，通過一個卷積層後，生成最終的分割結果。

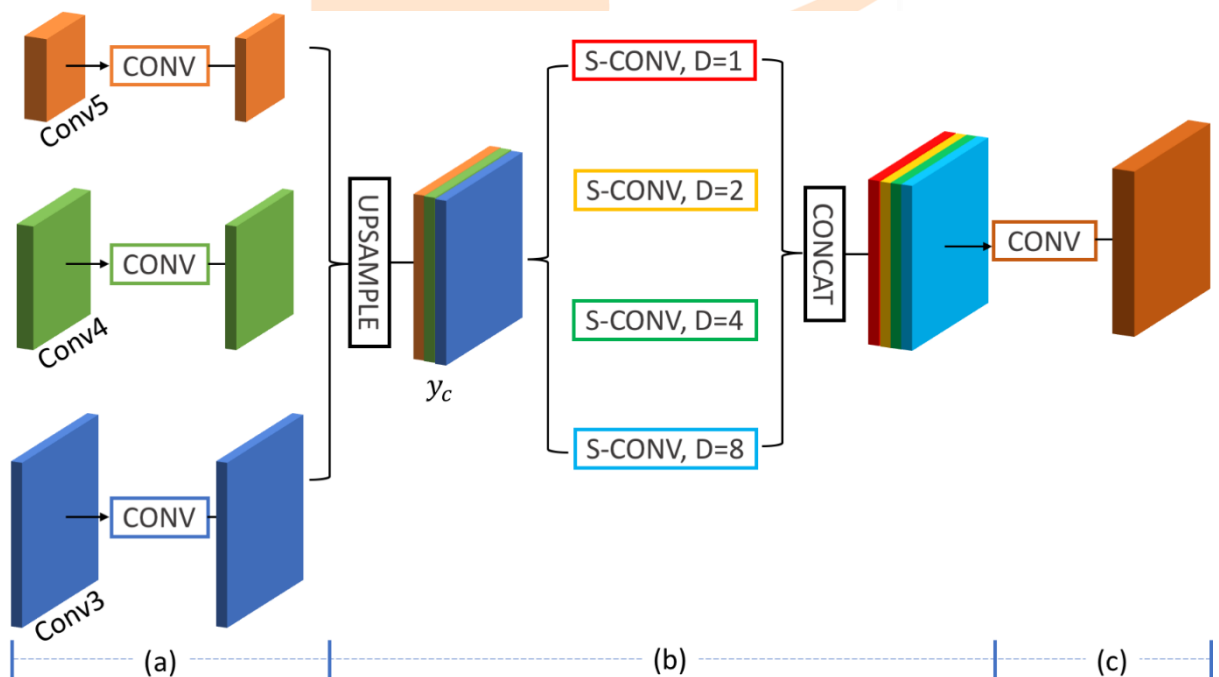


圖 3-5 JPU 架構[6]

### 3.4 以實例感知生成對抗網路為基礎的閩式建築風格轉換

本次實驗要再進行一次閩式建築的生成，但是使用的網路換成 InstaGAN。本實驗使用的資料集與 3.2 實驗的資料集為相同的資料再加上實驗 3.3 所生成的遮罩。由於 CycleGAN 無法完全分離影像中轉換目標物的實例資訊，因此我們決定使用需要遮罩進行生成的 InstaGAN。此網路的架構是以 CycleGAN 為基礎改變而來的，兩者不同的地方在於，InstaGAN 輸入圖片時需要一同將遮罩輸入，而生成時會連同遮罩一起生成另一種分類的遮罩。下圖 3-6 為 InstaGAN 的網路架構圖，圖中(b)的 $f_{GX}$ 為針對圖片的特徵萃取器， $f_{GA}$ 為針對遮罩的特徵萃取器，add 的部分會將 $f_{GA}$ 全部結合。到了 $h_{GX}$ 會將圖片的特徵和 add 的部分結合， $h_{GA}^1$ 會將 $f_{GX}$ 、add 和 $f_{GA}$ 全部結合，最後分別進入 $g_{GX}$ 和 $g_{GA}$ 開始生成的部分。圖 3-6(c)部分的判別器，會先由 $f_{DX}$ 和 $f_{DA}$ 提取特徵， $h_{DX}$ 結合後，最後再由 $g_{DX}$ 進行判別。

在遮罩的部分，這裡將實例設為 0，背景位置設為 1， $\omega(a, b')$ 為第一個遮罩扣掉預測的 binary mask。將原圖與生成的圖片做相減後，將對應的像素相乘，再將背景的部分過濾[27]。

$$L_{ctx} = \|\omega(a, b') \odot (x - y')\|_1 + \|\omega(b, a') \odot (y - x')\|_1$$

本次實驗將學習率設定為 0.0002，batch size 設定為 1，輸入的圖片大小設定為 256x256，並在不同的 epoch 的情況下比較生成效果。

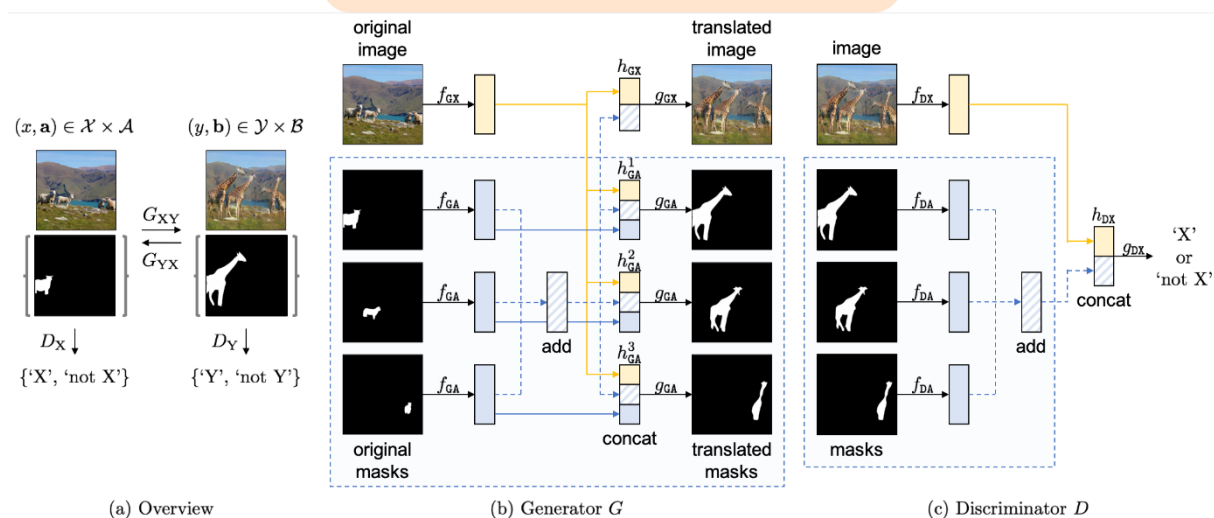


圖 3-6 InstaGAN 網路架構圖[4]



## 第肆章 研究結果與分析

本章節將介紹實驗結果，並比較結果的差異。第一節會先介紹 CycleGAN 所產生的結果，第二節是建築物影像語義分割的結果與處理過後的遮罩，第三節是 InstaGAN 所產生的結果。下表 4-1 為本系統所執行的環境。

表 4-1 硬體設備及實驗環境

CPU	AMD R9-5900X
GPU	RTX 3090 24GB
RAM	64GB
作業系統	Windows 10
CUDA	11.1
cuDNN	8.0.5
Python	3.6
Pytorch	1.8.0
Pillow	6.1.0
Scipy	1.1.0

### 4.1 以循環式生成對抗網路為基礎的閩式建築風格轉換結果

本階段實驗的訓練資料兩種類別共有 2400 張圖片，兩種類別的圖片分別各占一半，也就是各 1200 張。由於原本取得的圖片數量不足，其中有一部份的圖片是透過翻轉和旋轉得來的。以下將實驗經由 epochs 數分為實驗一到實驗三的實驗結果。

表 4-2 實驗數據

	epoch	Learning rate
實驗 1	200	0.0002
實驗 2	300	0.0002
實驗 3	400	0.0002

表 4-3 實驗結果 loss 值

	D_A	D_B	G_A	G_B	cycle_A	cycle_B	idt_A	idt_B
實驗 1	0.147	0.097	0.532	0.634	0.639	0.628	0.183	0.168
實驗 2	0.104	0.158	0.477	0.554	0.728	0.453	0.106	0.145
實驗 3	0.072	0.081	0.694	0.618	0.480	0.464	0.107	0.124

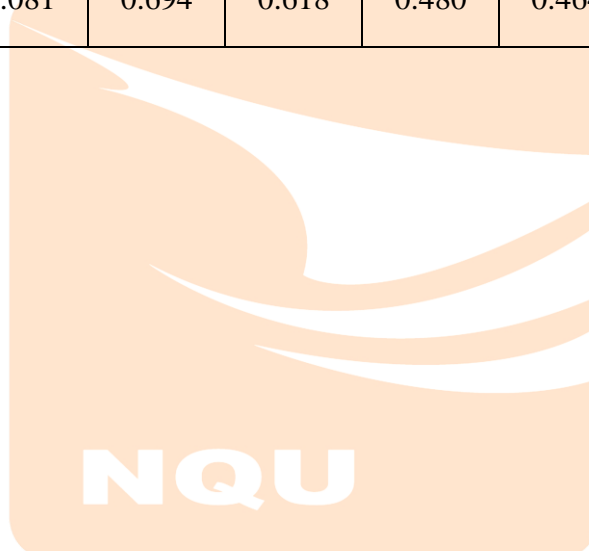


表 4-4 實驗結果 loss 值變化圖表

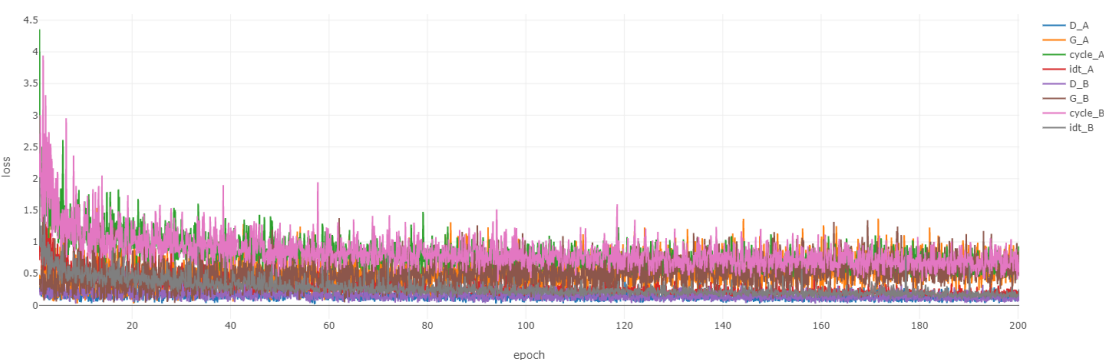
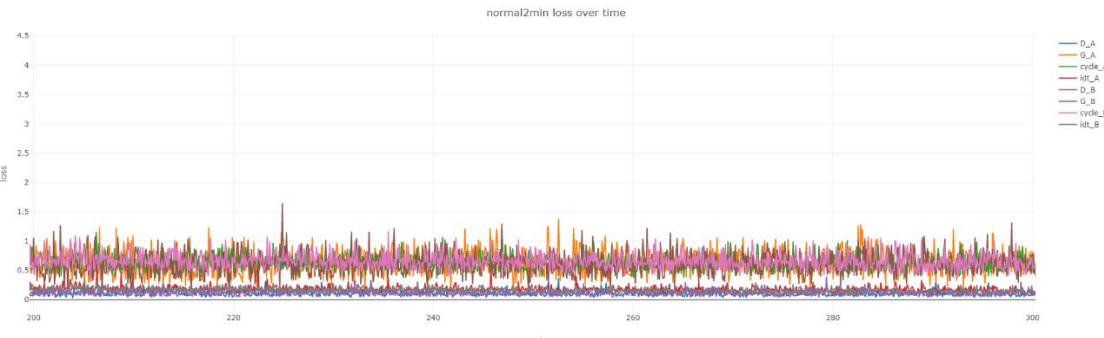
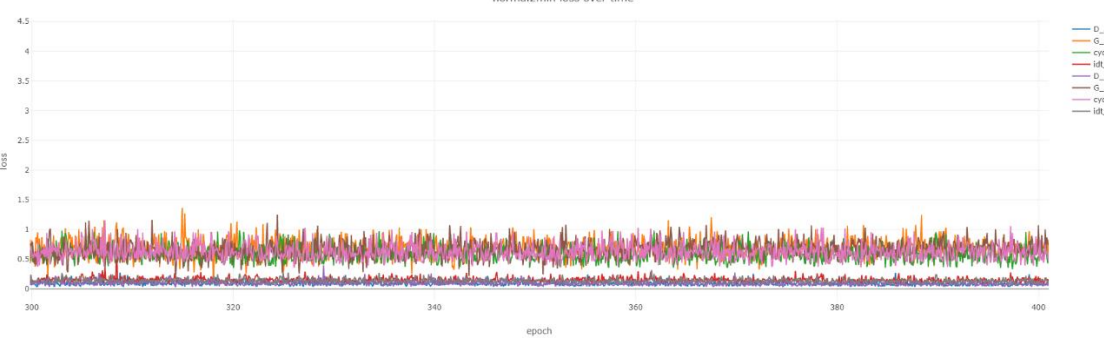






	圖表
實驗 1	<p>normal2min loss over time</p> 
實驗 2	<p>以下為 200~300epochs 的 loss 值變化</p> <p>normal2min loss over time</p> 
實驗 3	<p>以下為 300~400 epochs 的 loss 值變化</p> <p>normal2min loss over time</p> 

表 4-5 實驗結果圖片[31]-[34]

	原圖	結果
實驗 1		
		
		









		
<p>實 驗 2</p>		
		







		
實 驗 3		
		







由本次實驗結果可以觀察出來，到了第 200 epoch 時，閩式建築的燕尾特徵，如下圖 4-1 左圖黃色圓圈處，已經有部分生成出來了，只是還有些殘缺，到了 4-1 中圖實驗 2 時，黃色圓圈處生成出來的特徵將近完整，但是依舊殘缺不全。於是我們將訓練繼續增加 epoch，再到了 4-1 右圖實驗 3，結果仍然沒有太大的差異。如下圖 4-2 右圖黃色圓圈處所示，可以觀察到先前的燕尾形狀已經漸漸開始產生多餘的形狀。因此我們認為在 epoch 到第 300 次的實驗 2，是比較理想的狀態。



圖 4-1 燕尾生成結果比較(由左至右分別為實驗 1 到 3)



圖 4-2 生成結果比較(由左至右分別為實驗 1 到 3)

如下圖 4-3，三個實驗的黃色圓圈處，都沒有生成預期的燕尾或是馬背的閩式建築特徵。而同一張圖片下在圖 4-4 的紅色圓圈處的燕尾則是在實驗 1 就已經成功的生成完畢，實驗 2 之後只是在部分角度做了修正以及延伸長度的變化而已。與先前的實驗結果相比，實驗 3 的結果仍不是符合預期。



圖 4-3 多個目標比較(由左至右分別為實驗 1 到 3)

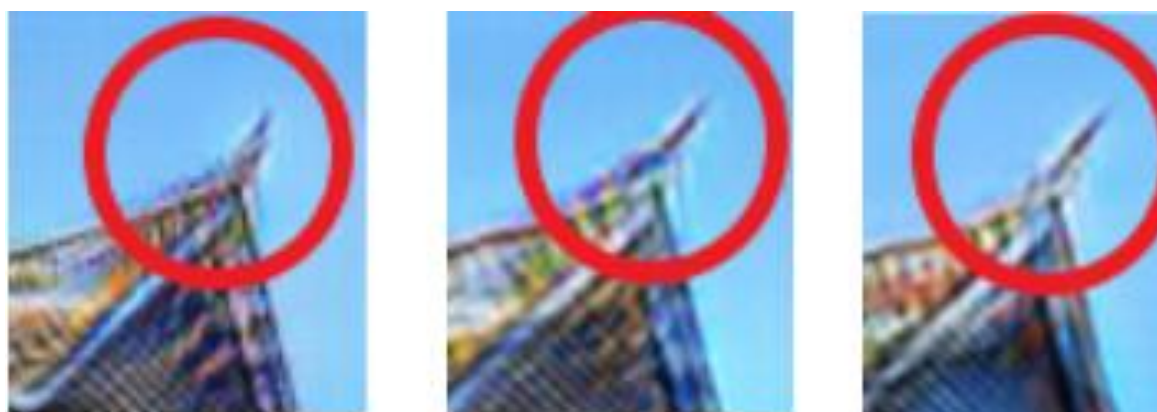


圖 4-4 燕尾生成比較(由左至右分別為實驗 1 到 3)

如下圖 4-5 屋頂的部分已有成功的呈現出閩式建築的特徵，如瓦片的材質及顏色等等；屋脊的端點也有帶有燕尾的特徵，如下圖黃色圓圈部分處。在建築物右側的部分雖然也有呈現出燕尾的特徵，不過與原圖比對後，發現該處原先是有樹枝的，但在生成的過程中被作為建築的一部份融合進屋頂了，由此可知旁邊的物件也可能對生成結果造成一定程度的影響。










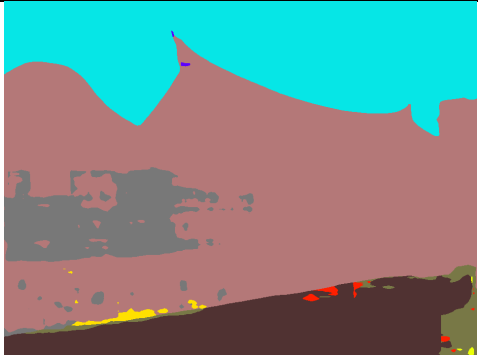
圖 4-5 對旁邊物品影響比較(由左至右分別為實驗 1 到 3)

## 4.2 建築物實例感知結果

為了訓練 InstaGAN 的模型，需要訓練資料集每一張圖片都有相對應的遮罩。於是我們採用了 FastFCN 進行語義分割，之後再將結果分成建築物及背景。以下是語義分割的結果與原圖。



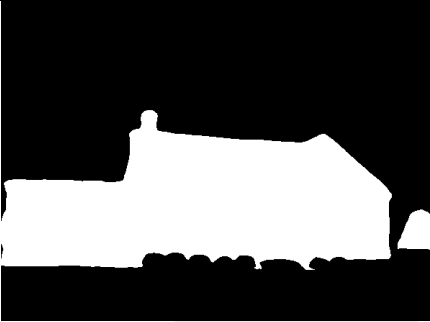



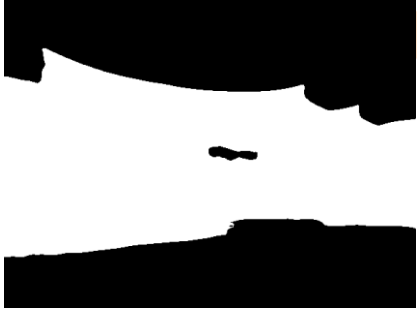



表 4-6 語義分割結果對照[35]-[36]

原圖	語義分割結果
	
	
	
	



由上表中下兩列的圖片可以觀察到閩式建築屋脊兩端燕尾的細節有成功地被分割出來，還有建築物周圍的一些物品、樹木和背景的天空和地面，都有被明確的分割開來。而由於 InstaGAN 需要的是遮罩，於是接下來需要使用 opencv 表示建築的兩種主要顏色，將粉色與棕色的部分提取出來，生成如下表 4-7 的遮罩，右邊的是利用遮罩將原圖背景去掉後所呈現的建築物。

表 4-7 遮罩[35]、[36]

遮罩	經遮罩處理的原圖
	
	
	
	

### 4.3 以實例感知生成對抗網路為基礎的閩式建築風格轉換結果

本階段實驗使用的資料集與前面 1 使用的資料集相同，另外再加上前一節生成的遮罩，以增強對目標的轉換。為了將結果與 4.1 的實驗 1 到實驗 3 進行對照，本節的實驗一樣會進行 200 次、300 次、400 epochs，並進行比較。

表 4-8 實驗數據

	epoch	learning rate
實驗 4	200	0.0002
實驗 5	300	0.0002
實驗 6	400	0.0002

表 4-9 實驗結果 loss 值

	D_A	D_B	G_A	G_B	cyc_A	cyc_B	idt_A	idt_B	ctx_A	ctx_B
實驗 4	0.042	0.049	0.782	0.717	0.451	0.639	0.319	0.222	0.354	0.488
實驗 5	0.025	0.012	0.761	1.050	0.468	0.416	0.249	0.190	0.281	0.261
實驗 6	0.026	0.022	0.757	0.951	0.390	0.366	0.160	0.140	0.546	0.264

表 4-10 實驗結果 loss 值變化圖表

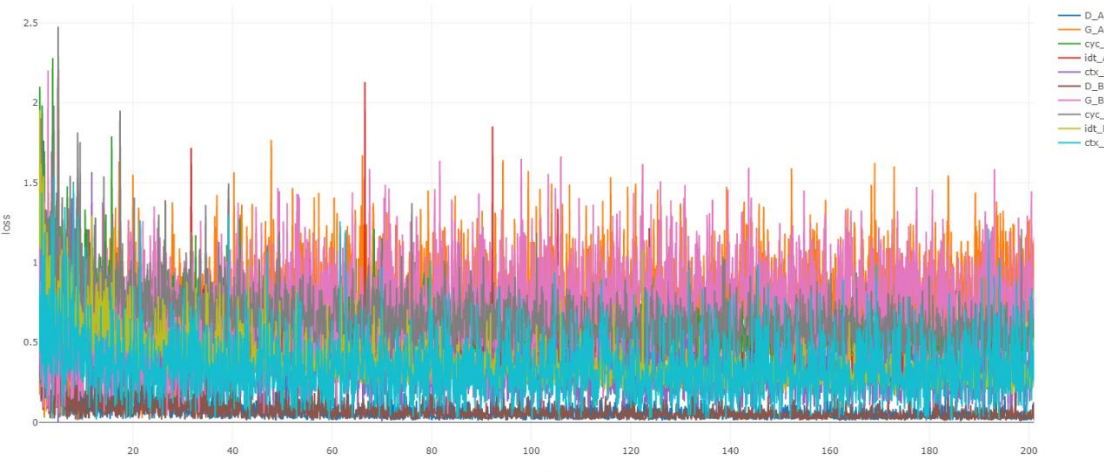
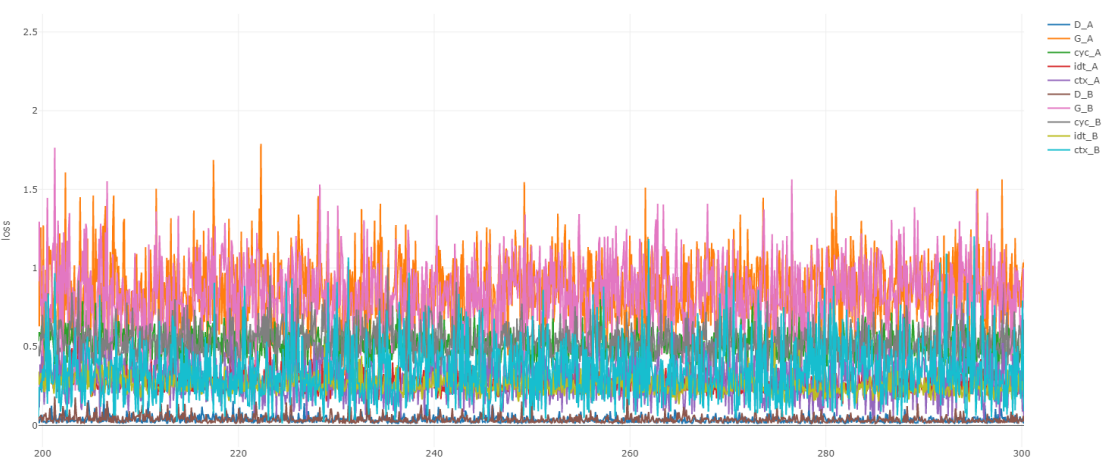
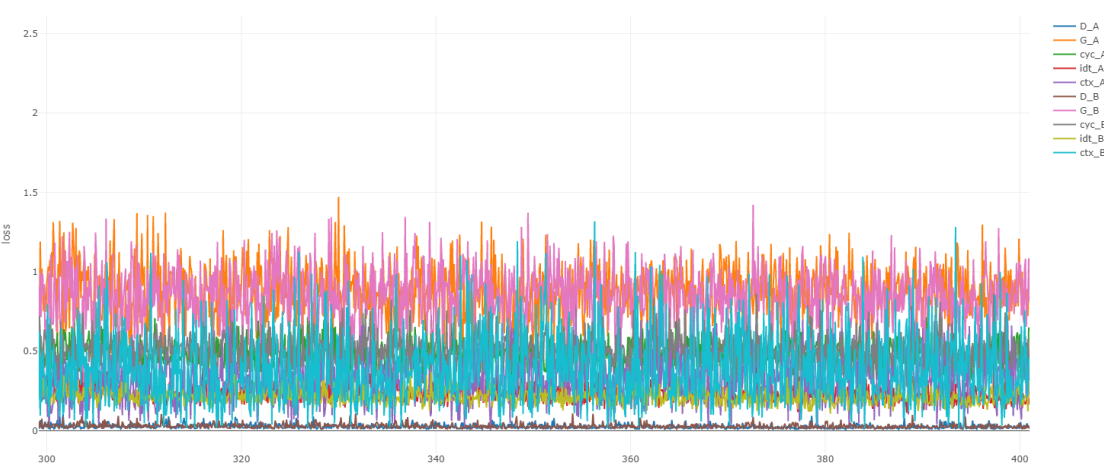
	圖表
實驗 4	<p>normal2min loss over time</p> 
實驗 5	<p>以下為 200~300 epochs 的 loss 值變化</p> <p>normal2min loss over time</p> 
實驗 6	<p>以下為 300~400 epochs 的 loss 值變化</p> <p>normal2min loss over time</p> 

表 4-11 InstaGAN 實驗結果[31]-[33]、[37]

	原圖+遮罩	結果+遮罩
實驗 4	<div></div> <div></div> <div></div> <div></div>	<div></div> <div></div> <div></div> <div></div>





實驗  
5







實驗  
6





如下圖 4-6 左上圖黃色圓圈處，可以發現到實驗 4 的實驗結果已將閩式建築的特徵呈現得相當到位，而此次生成的遮罩中，在建築物的屋頂也有了燕尾的特徵。在實驗 5 的時候，中上圖黃色圓圈處和中下圖的遮罩上的屋脊已經開始生成出多餘的燕尾了，右圖實驗 6 時也是如此。由本結果來看，我認為這次的訓練只要達到實驗 4 的 200 epochs，就已足夠將一些明顯的閩式建築特徵呈現於結果當中。

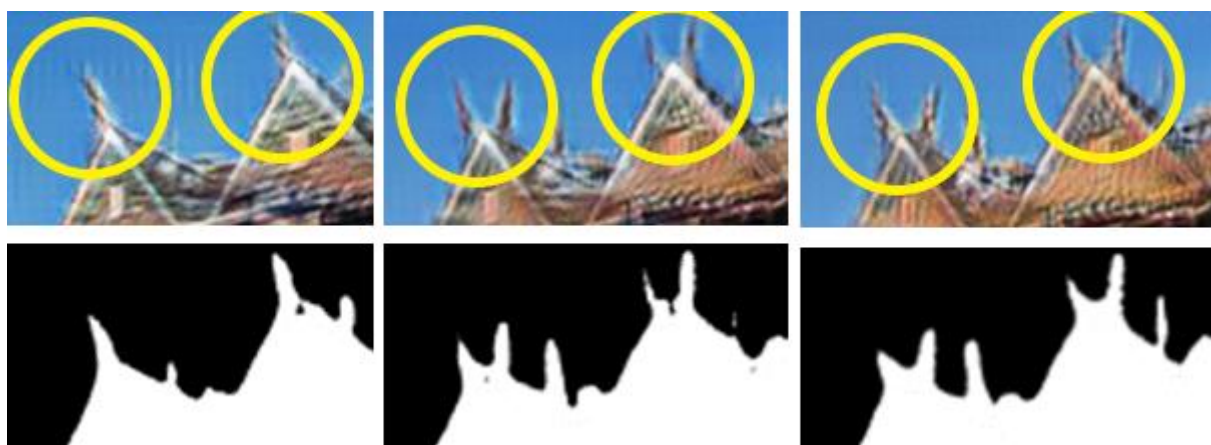


圖 4-6 InstaGAN 燕尾生成比較(由左至右分別為實驗 4 到 6)

如下圖 4-7 的實驗結果，左上圖的實驗 4 結果十分接近預期效果，紅色圓圈處的燕尾已呈現得相當完整，而實驗 5 及實驗 6 的結果則僅有將燕尾拉長而已，相比之下效果相當有限。還有黃色圓圈處的部分，在左上圖就已呈現出類似於燈籠的特徵，後面的結果並沒有明顯的變化。在遮罩的部分，可以看出左下圖的實驗 4 的遮罩就有了燕尾的效果，可見在本次實驗中，遮罩對生成的結果帶來了一定程度的影響。



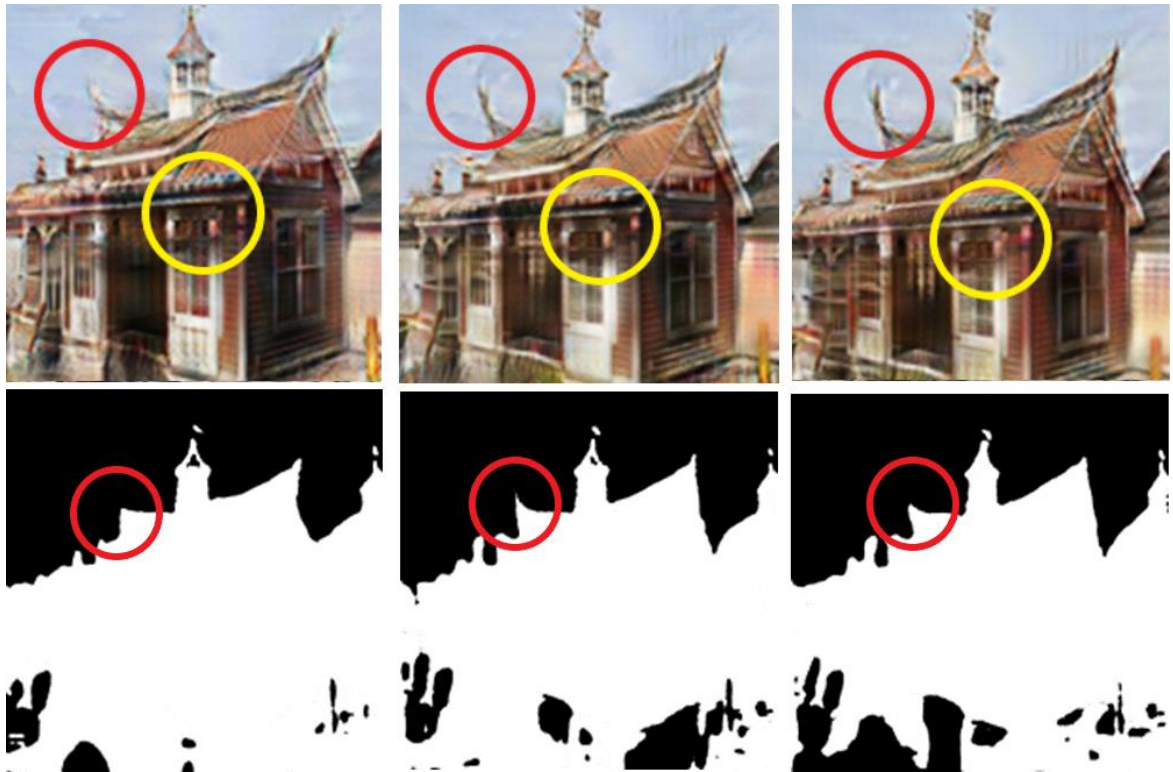


圖 4-7 InstaGAN 細節生成比較(由左至右分別為實驗 4 到 6)

如下圖 4-8 下方各圖，因建築物前方的樹阻擋，遮罩僅能擷取到紅色圓圈內的部分屋頂，所以有進行生成閩式建築屋頂的特徵的部分也只侷限於紅色圓圈內。即使到了實驗 5 與實驗 6，因為一開始的遮罩已經把建築的形狀定出來了，這部分的缺陷還是沒有辦法改善。而旁邊的物件相對於實驗 1、實驗 2 及實驗 3，則是完整了許多，這部分會在下一章做更加詳細的比較。



圖 4-8 屋頂特徵生成比較(由左至右分別為實驗 4 到 6)

## 第伍章 結論與未來展望

### 5.1 結論

CycleGAN 與 InstaGAN 都能夠進行兩種影像風格的互換，在本次研究中，兩者也都能在訓練資料量不算很大的情況下，成功地把閩式建築的特徵呈現出來。以下將對兩種網路產生的最佳結果進行優缺點的比較。

如下圖 5-1，左圖為 4.3 實驗 4 所生成的圖片，大部分期望的特徵都有呈現出來，但是在左圖紅色圓圈處的燕尾特徵，右圖則完全沒有出現。右圖為 4.1 實驗 2 所生成的圖片，實驗進行的 epoch 為 300，較實驗 4 多了 100 epoch，所需時間較多。不過兩相比較後可以發現右圖圖片的清晰度及銳利度較左圖高了許多，綜上所述，如果是在需要清晰影像的情況下，實驗 2 的方法會是較為推薦的做法；而在需要完整的將特徵呈現且清晰度的需求又沒那麼高的情形之下，實驗 4 的方法將能夠達到更為符合需求的結果。

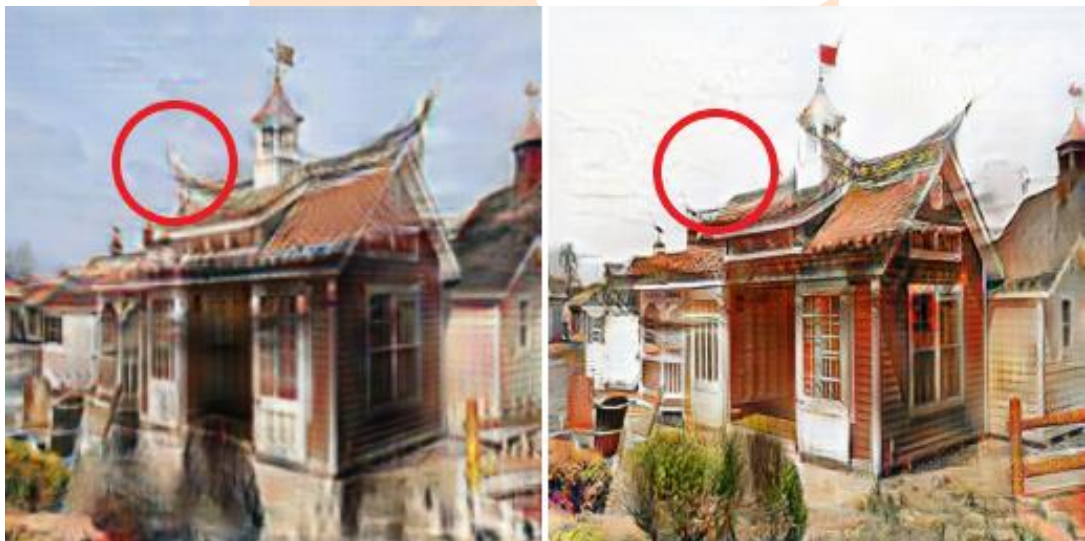


圖 5-1 兩種網路生成影像清晰度比較(左圖為 InstaGAN，右圖為 CycleGAN)



在下圖 5-3 右的原圖中，前方有多棵樹部分遮擋住了後方的建築，這造成了在語義分割後，如圖 5-3 左，樹的部分理所當然的被遮住，於是被樹覆蓋住的屋脊右端也就因為遮罩的關係，無法生成預期的特徵，如圖 5-2 左，可以發現只有在樹木沒覆蓋的部分成功生成特徵。至於目標外的物件，樹的部分相較於圖 5-2 右，還保留著原圖的樣貌，因為有遮罩覆蓋的關係，目標以外的物件會受到的影響會是較少的，此外，在右圖左上的部分，在屋簷邊界的樹枝似乎是被當成了屋頂的一部分，於是被延長，生成了燕尾的特徵。以本例子來看，在有其他物件覆蓋住大部分目標，或是遮擋到重點結構，以致於原圖中預期生成特徵的部分可能遭到遮罩覆蓋的這種情形，不適合以 InstaGAN 來生成影像。



圖 5-2 兩種網路對環境物體影響之比較(左圖為 InstaGAN，右圖為 CycleGAN)

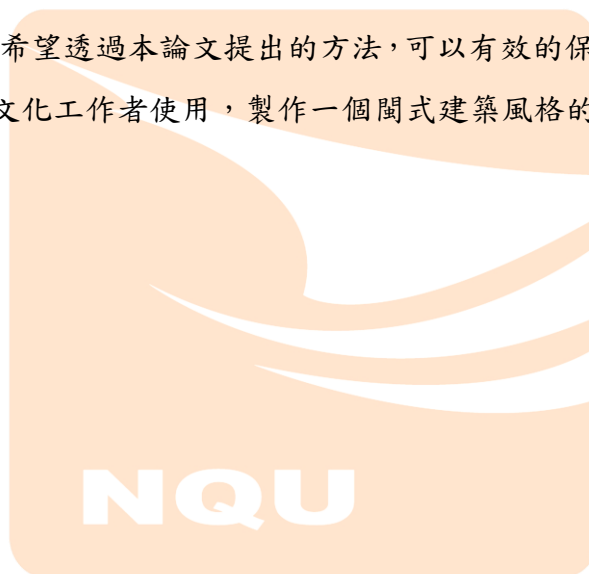


圖 5-3 參考用原圖與遮罩[32]

## 5.2 未來展望

本研究提出了一種由別墅建築生成閩式建築的方法，藉此來重現傳統建築的景色。只不過現階段研究中所生成的圖片目的只是產生出閩式建築的特徵，圖片的真實度不夠，只要稍微觀察一下，就可以看出來這不是真實影像。

而未來在應用的方面，只要能夠生成足夠真實的圖片，就能夠將此技術套用在擴增實境當中。在使用擴增實境的情況下，不管是走在充滿甚麼樣式建築的街道上，也都能看到街道上充滿閩式建築的情況，以另外一種方式來保留閩式建築的傳統建築風格。又或是可以利用這項技術，將影像中的各種的建築轉換成閩式風格的建築，同時將影像轉換成遊戲的風格，這樣將可以降低開發遊戲的門檻，讓沒有繪圖能力的遊戲開發者也能夠取得其所需的遊戲場景，提升開發者使用本土文化素材的誘因，將本土的文化更加的發揚光大。最後，我們希望透過本論文提出的方法，可以有效的保存閩式建築傳統文化，未來也希望能夠提供文化工作者使用，製作一個閩式建築風格的預視概念圖。





## 參考文獻

- [1] L. A. Gatys, A. S. Eckser, and M. Bethge(2015). Texture synthesis using convolutional neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, 262–270.
- [2] I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio(2014). Generative adversarial nets. In *NIPS*.
- [3] J.-Y. Zhu, T. Park, P. Isola, and A. A. Efros(2017). Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. *International Conference on Computer Vision*.
- [4] S. Mo, M. Cho, and J. Shin(2019). “Instagan: Instance-aware image-to-image translation,” in *International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
- [5] J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell(2015). Fully convolutional networks for semantic segmentation. In *CVPR*.
- [6] Wu, H., Zhang, J., Huang, K., Liang, K., & Yu, Y. (2019). Fastfcn: Rethinking dilated convolution in the backbone for semantic segmentation. *arXiv preprint arXiv:1903.11816*.
- [7] 臺灣地區閩南式民居建築  
[http://www.banana.url.tw/737/8archi/ming\\_nun\\_building/index.html](http://www.banana.url.tw/737/8archi/ming_nun_building/index.html)
- [8] 美式建築風格的簡介及特徵 <https://z.mmtw.org/23002.html>
- [9] 建築風格-華人百科  
<https://www.itsfun.com.tw/%E5%BB%BA%E7%AD%91%E9%A3%8E%E6%A0%BC/wiki-9408113-0345592>
- [10] euyoung's soliloquy: 浯洲采風（二）閩式建築  
<http://www.euyoung.net/2012/06/blog-post.html>
- [11] OpenCV: Changing Colorspaces  
[https://docs.opencv.org/master/df/d9d/tutorial\\_py\\_colorspaces.html](https://docs.opencv.org/master/df/d9d/tutorial_py_colorspaces.html)
- [12] Understanding and Implementing CycleGAN in TensorFlow  
<https://hardikbansal.github.io/CycleGANBlog/#Understanding-and-Implementing-CycleGAN-in-TensorFlow>
- [13] CycleGAN: Learning to Translate Images (Without Paired Training Data)  
<https://towardsdatascience.com/cyclegan-learning-to-translate-images-without-paired-training-data-5b4e93862c8d>

- [14] Kaneko, T., & Kameoka, H. (2017). Parallel-data-free voice conversion using cycle-consistent adversarial networks. *arXiv preprint arXiv:1711.11293*.
- [15] FastFCN: Rethinking Dilated Convolution in the Backbone for Semantic Segmentation - wzw's Blog  
<https://wzwhit.github.io/2019/10/10/FastFCN/>
- [16] Hannun, A., Case, C., Casper, J., Catanzaro, B., Diamos, G., Elsen, E., ... & Ng, A. Y. (2014). Deep speech: Scaling up end-to-end speech recognition. *arXiv preprint arXiv:1412.5567*.
- [17] Yin, W., Kann, K., Yu, M., & Schütze, H. (2017). Comparative study of CNN and RNN for natural language processing. *arXiv preprint arXiv:1702.01923*.
- [18] Review: FCN — Fully Convolutional Network (Semantic Segmentation)  
<https://towardsdatascience.com/review-fcn-semantic-segmentation-eb8c9b50d2d1>
- [19] 影像分割 Image Segmentation — 語義分割 Semantic Segmentation(1) | by 李馨伊  
<https://medium.com/ching-i/%E5%BD%B1%E5%83%8F%E5%88%86%E5%89%B2-image-segmentation-%E8%AA%9E%E7%BE%A9%E5%88%86%E5%89%B2-semantic-segmentation-1-53a1dde9ed92>
- [20] H. Noh, S. Hong, and B. Han(2015). “Learning deconvolution network for semantic segmentation,” in *ICCV*.
- [21] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox(2015). “U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation,” in *MICCAI*.
- [22] V. Badrinarayanan, A. Kendall, and R. Cipolla(2015). “Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation,” *arXiv:1511.00561*.
- [23] Lin, G., Milan, A., Shen, C., Reid, I (2017). Refinenet: Multi-path refinement networks with identity mappings for high-resolution semantic segmentation. In *CVPR*.
- [24] H. Zhao, J. Shi, X. Qi, X. Wang, and J. Jia(2016). Pyramid scene parsing network. *arXiv:1612.01105*.
- [25] FastFCN: Rethinking Dilated Convolution in the Backbone for Semantic Segmentation  
<https://github.com/wuhuikai/FastFCN>
- [26] InstaGAN 簡介 — Instance-aware Image-to-Image Translation  
<https://medium.com/@xiaosean5408/47125fc42678>
- [27] ICLR2019 InstaGAN: Instance-Aware Image-to-Image Translation  
<https://iomanker.medium.com/%E7%AD%86%E8%A8%98-iclr2019-instagan-instance-aware-image-to-image-translation-42d2a812a598>

- [28] 金門古厝 | 推薦 20+懷舊的閩南建築民宿 <https://tnntoday.com/292230/kinmen-travel>
- [29] 55 Irish House Designs ideas <https://www.pinterest.com/brenchley0013/irish-house-designs/>
- [30] google 圖片搜尋 <https://www.google.com.tw/imghp>
- [31] Heritage Cedar | Ply Gem <https://www.plygem.com/siding/variform/heritage-cedar-2/>
- [32] Village | bonanzaville <https://www.bonanzaville.org/building-descriptions>
- [33] Blog: Sheds, Garages, Post & Beam Barns, Pavilions for CT, MA, RI <https://www.thebarnyardstore.com/blog/?page=21>
- [34] How to Install Vinyl Siding <https://www.vinylsiding.org/installation/installation-manual/getting-started/>
- [35] 李騰芳古宅 -- 桃園保存完整的建築美學古蹟 <https://firebird0616.pixnet.net/blog/post/403546031>
- [36] 搭華信航空遊金門 <https://www.xinmedia.com/article/159153>
- [37] Behence [https://www.behance.net/buyhousesinportland?tracking\\_source=search\\_projects\\_recommended%7CCelluloid%20buyers](https://www.behance.net/buyhousesinportland?tracking_source=search_projects_recommended%7CCelluloid%20buyers)
- [38] 陳書毅-珠山聚落 絢麗色彩的閩式建築 <https://www.xinmedia.com/article/18267>
- [39] 台灣海岸補充資料~臺灣離島部分 [http://lovegeo.blogspot.com/2020/10/14\\_77.html](http://lovegeo.blogspot.com/2020/10/14_77.html)
- [40] 蕃茄紅了(金寧) – TripAdvisor [https://www.tripadvisor.com.tw/Hotel\\_Review-g13806655-d9583193-Reviews-Red\\_Tomato\\_B\\_B-Jinning\\_Kinmen.html](https://www.tripadvisor.com.tw/Hotel_Review-g13806655-d9583193-Reviews-Red_Tomato_B_B-Jinning_Kinmen.html)
- [41] 寶小銘的天空 <https://roxfungkimo.pixnet.net/blog/category/3239444/2>
- [42] 台灣特色建築林安泰古厝 閩式古宅的代表作 [https://mindaenjoylife.blogspot.com/2019/05/blog-post\\_30.html](https://mindaenjoylife.blogspot.com/2019/05/blog-post_30.html)
- [43] 霧峰林家花園閩式建築別有風味 | 蘋果新聞網 | 蘋果日報 <https://tw.appledaily.com/home/20150206/5GGOTTPLHSAJT7VA4X2W5BP3WU/>