

國立金門大學

資訊科技與應用碩士班

碩 士 論 文

以 Pix2Pix 與超解析度成像網路為基礎之金門老照片修復
研究

A Study of Kinmen Old Photos Restoration using Pix2Pix
Color Reconstruction and Super-resolution Image
Reconstruction

研 究 生：林庭生

指導教授：趙于翔 博士

中華民國一一〇年七月

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 林庭生 所提之論文

以 Pix2Pix 與超解析度成像網路為基礎之金門老照片

修復研究

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

謝易錚

張 修 偉

鍾 子 翔

指 導 教 授

鍾 子 翔

系 所 主 管

教授兼助理
工學院院長 馮玄明

中 華 民 國 110 年 7 月 22 日

以 Pix2Pix 與超解析度成像網路為基礎之金門老照片修復研究

研究生：林庭生

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

金門的地理與歷史位置特別，是一座擁有豐富文史痕跡的島嶼，島上匯聚了閩南文化、戰地史蹟與洋樓建築。但在經歷時間與戰火的摧殘下，能夠敘述歷史記憶的照片變得殘缺損壞，因此成為了需要修復的目標。本論文中，我們提出一套金門老照片修復方法，照片的修復分成色彩修復與解析度增強兩部份來進行。我們先把老照片分類為三種，分別是金門建築、軍裝人像以及戰地史蹟，對照片進行 pix2pix 的色彩修復，並利用遷移式學習分別進行了不同學習次數與預訓練做比較。接著藉由增強型超解析度生成對抗網路(ESRGAN)，來將 pix2pix 網路所生成的圖像重建為高解析度影像。實驗結果呈現了照片皆能有效的修復其色彩並重建為高解析度影像，我們發現，在色彩修復的部分，遷移式學習的訓練次數多寡，會影響到不同種類照片的色彩修復效果。在超解析度還原的部分，部分照片會受到色彩修復產生的瑕疵影響，造成超解析度成像時的影像局部瑕疵。實驗結果說明了若能明確定義照片的類型，並使用遷移式學習並且找出最佳的訓練次數後，即能得到比起使用泛用型的預訓練網路更佳的效果。最後，我們希望藉由本論文的提出，可以有效的修復金門老照片，並達到歷史文化之數位化保存的意義。

關鍵詞：金門、老照片、pix2pix、遷移式學習、增強型超解析度生成對抗網路

A Study of Kinmen Old Photos Restoration using Pix2Pix Color Reconstruction and Super-resolution Image Reconstruction

Student: Lin, Ting-Sheng

Advisor: Zhao, Yu-Xiang Ph.D.

Master of Information Technology and Application
National Quemoy University

ABSTRACT

Kinmen is an island full of cultural and historical traces, with a unique geographic and historical location, and a collection of Fujian's culture, war historical sites, and western-style buildings. However, through the ravages of time and war, the photos that tell the story of history and memory have become yellowed and damaged, thus becoming the target of restoration. In this paper, we proposed an algorithm of Kinmen old photos restoration. The restoration algorithm is divided into two parts: color reconstruction and super-resolution image reconstruction. We first classify the old photos into three categories: Kinmen architecture, military portraits, and war historical sites. Then, we perform pix2pix color reconstruction on the photos, and compare transfer learning of the pre-trained model with different training times. The images generated by the pix2pix were reconstructed into high resolution images by using Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network (ESRGAN). The experimental results show that the photos are effectively restored and reconstructed into high resolution images. We found that the times of training epoch of transfer learning in color reconstruction affects the color reconstruction effect of different types of photos. In the super-resolution image reconstruction part, some of the photos are affected by the defects generated by the color reconstruction, resulting in localized image defects in super-resolution imaging. The experimental results show that if we can define the type of photos, and use transfer learning and find the optimal times of training epoch, we can obtain better results than using a general pre-training network. Finally, we hope that this paper can effectively restore the Kinmen old photos and achieve the meaning of digital preservation of history and culture.

Key words: Kinmen, old photos, pix2pix, transfer learning, ESRGAN

誌謝

在此感謝所有在我碩士生涯中，幫助過我的師長、學弟妹以及同儕們。首先誠摯的感謝指導教授趙于翔老師的耐心與關懷，老師兩年來的細心指導，使我在這段時間中獲益良多，是本研究與論文的最大推手。此外，承蒙三位口試委員，淡江大學的周建興教授、海洋大學的謝易錚教授以及系上的潘進儒教授，給予了本研究寶貴的意見以及指導，提供了本論文更完善的思考方向與改善方法，使此篇論文能更加完善。

感謝求學期間中，系上助理李佩如學姊提供各項資訊以及協助，感謝洪晟峯學長這段時間的指點與幫助，給予了論文以及口試完成上的心得指導以及帶動研究室的氛圍，以及感謝施旻岳與羅宇文同學，在研究的路途上彼此的互相砥礪互相打氣，相互討論彼此的研究共同成長以及在繁忙之餘提點各式資料的完成。另外，感謝張家騄學弟和陳昱瑛學妹給予研究與論文完成上的協助以及支持。最後，謝謝家人這一路上的支持與鼓勵，讓我在求學生涯裡不需要承擔額外的壓力，專心完成學業，衷心感謝家人無所求的付出與支援。

林庭生 謹致

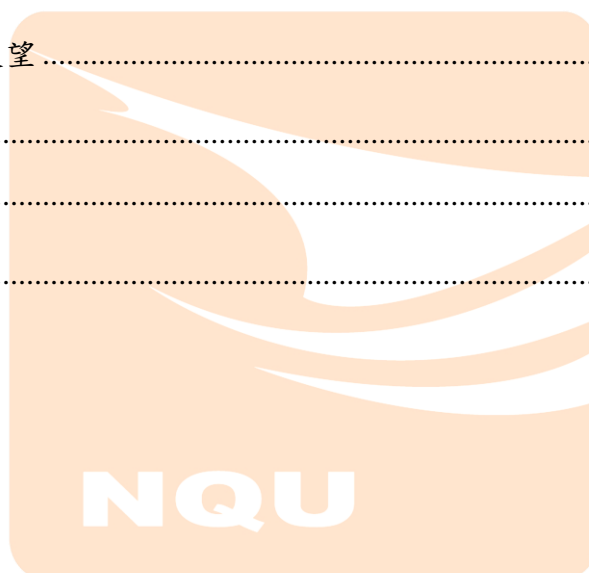
July, 2021

The logo of National Sun Yat-sen 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 rectangular background.

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
第一節 研究背景與動機.....	1
第二節 金門風格建築與戰地古蹟.....	1
第三節 老照片修復(色彩與解析度還原).....	3
第四節 研究目的.....	3
第五節 論文架構.....	4
第貳章 相關文獻探討.....	5
第一節 生成對抗網路 (GAN).....	5
第二節 條件式生成對抗網路 (CONDITIONAL GAN, cGAN)	6
第三節 PIX2PIX	7
(一) 生成器(U-Net).....	8
(二) 馬可夫判別器(PatchGAN discriminator).....	10
第四節 超解析度生成對抗網路(SRGAN)	10
第五節 增強型超解析度生成對抗網路(ESRGAN).....	12
第六節 遷移式學習 (TRANSFER LEARNING).....	13
第參章 研究方法	14
第一節 系統架構.....	14

第二節 資料蒐集.....	15
第三節 色彩還原.....	18
第四節 遷移式學習.....	19
第五節 增強型超解析度生成對抗網路.....	20
第肆章 研究結果與分析	22
第一節 PIX2PIX 預訓練模型對於一般圖像與目標圖像的修復成效.....	22
第二節 遷移式學習後對於一般圖像與目標領域的金門圖像的修復成效.....	26
第三節 目標領域在遷移式學習與預訓練與真實圖像的差異比較.....	31
第四節 遷移式學習在不同訓練次數下成果差異比較.....	40
第五節 ESRGAN 修復圖像解析度後的成果.....	46
第伍章 結論與未來展望	50
第一節 結論.....	50
第二節 未來展望.....	50
參考文獻	51



表目錄

表 4-1 軟硬體規格	22
表 4-2 PIX2PIX 預訓練模型結果[30]-[34]	23
表 4-3 遷移式學習成效 [30]-[34]	27
表 4-4 目標領域的差異比較 [30]-[34]	31
表 4-5 不同次數訓練下差異比較 [30]-[34]	41
表 4-6 ESRGAN 修復成果 [29]	47



圖目錄

圖 1-1 金門風格範例圖 [29]	2
圖 1-2 金門老照片的示意圖 [29]	3
圖 2-1 生成對抗網路的基本架構	6
圖 2-2 CGAN 的基本架構	7
圖 2-3 PIX2PIX 網路應用示意圖 [13]	8
圖 2-4 U-NET 網路架構簡易示意圖	9
圖 2-5 PATCHGAN 網路示意圖	10
圖 2-6 SRGAN 網路架構 [22]	11
圖 2-7 ESRGAN 網路生成器更動部分[25]	12
圖 2-8 遷移式學習示意圖	13
圖 3-1 金門老照片還原之架構圖	15
圖 3-2 資料集內不同種類圖像 [30]-[34]	17
圖 3-3 生成器之網路架構	18
圖 3-4 遷移式學習之網路架構	19
圖 3-5 PIX2PIX 輸出後的解析度不足的圖像 [29]	21

第壹章 緒論

第一節 研究背景與動機

攝影技術自 19 世紀發明以來，逐步的替代了畫作的景觀記錄、靜止物體、肖像等功能，更在往後一百多年的歷史裡，隨著技術的發展逐漸的使其輕便、快速化，因此從貴族富商才能把玩的高價商品，漸漸地發展成一般民眾也能作為娛樂的興趣，功能也變得多樣化了起來。其中，以記錄歷史為目的的照片，是最為常見的項目之一，無論是家族或同伴間的回憶，歲月留下的足跡，亦或是各類事件遺留的傷痛，此形式的照片往往都富含著人們寄託於其中的情緒。但由於相片使用的實體載體，容易於時間以及戰火的中損毀。隨著了數位技術的發明與進步，相片的載體得以從實體轉為數位化，保存變得更加便利。同時影響了對於老照片修復技術的需要，從傳統師傅的手工修復逐漸的轉變為，以電腦為主的修復數位圖像，更隨著近年的人工智慧的發展熱潮，使得數位圖像的修復方法與成果更是日新月異。

金門的地理與歷史位置特別，是一座擁有豐富文史痕跡的小島，匯聚了閩南文化、戰地史蹟與洋樓建築。島上最為常見到的閩南建築、洋樓，是居民之間最為熟悉的日常生活，映照著昔日的風光與繁華。匯集了這麼多人文與自然遺產，記錄著大量的歷史和文化，小小的金門島上有著全國最高密度的古蹟量，在金門縣文化局於 2016 年通過的「105 年度金門古蹟指定暨歷史建築登錄審議會議」新增 12 處古蹟後，讓古蹟總量高達 74 處。漫步在金門時，抬頭便可看見閩南建築風格的古厝或是巴洛克式洋樓，處處都能發現的軍事建築、歷史文物與戰役遺跡，人們也為它們留下了許多記憶當時風華樣貌的老照片。

因此在本論文希望可以有效的修復金門老照片將當年的金門風貌還原，以彩色且高解析度的樣貌在現代再次展示於民眾眼裡。

第二節 金門風格建築與戰地古蹟

福建南方的泉州一帶使用的橘紅磚瓦，居民們在遷徙至金門時跟著被帶了進來，閩式建築就因此在金門落地生根，形成此地最為傳統的建築文化，其在講究著對稱、形式整齊的同時，屋頂和屋脊卻又發展成各式樣貌。除了使用傳統的黏土燒製的紅磚外，民

居還融入了當地特有的花崗岩，作為建築的基礎，誕生出了與其他閩式建築不同的風貌。

十九世紀中葉至二十世紀之間，為了幫助家庭生計，許多的金門青壯年選擇遠渡重洋至東南亞等地發展，在當地事業有成之後，這些旅居東南亞經商致富的人們，帶回積蓄，致力於改善金門的生活，許多人也以重新整建故居來光宗耀祖，旅人們將其僑居地的洋樓作為整建時的風格選項之一，使得影響著東南亞的建築風格因此來到金門，讓金門的建築群貌變的更為多彩，甚至有將閩式與洋樓風格進行合並，成為金門中西混搭獨樹一格的建築。來到 1949 年國共對峙時期，金門搖身成為台灣最前線的戰地，建築風貌也逐漸產生變化，歷經過古寧頭戰役、八二三砲戰等大小戰役的金門，保留下許多的軍事碉堡、戰爭文物與戰役痕跡，這些也在日後成為了金門人以及在此從軍過的人們一段歷歷在目的回憶。圖 1-1 為各式建築。



(a) 閩南文化



(b) 洋樓建築

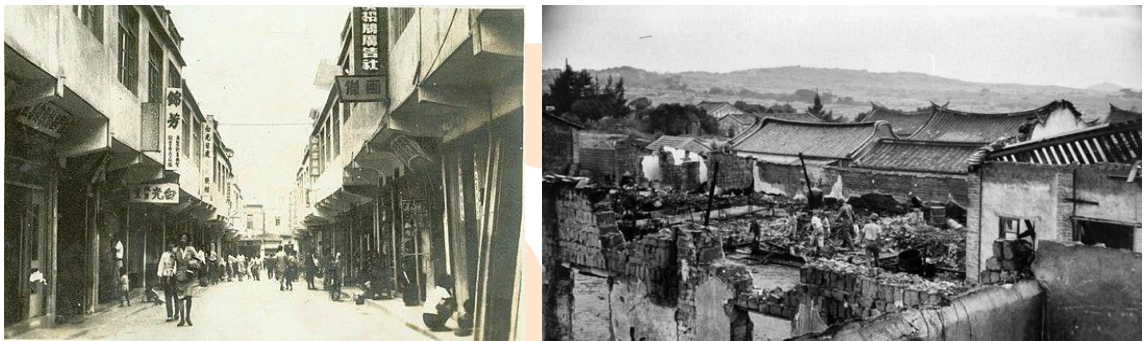


(c) 戰役遺跡

圖 1-1 金門風格範例圖:(a)閩南文化(b)洋樓建築(c)戰役遺跡 [29]

第三節 老照片修復(色彩與解析度還原)

老照片的修復有著實體照片與掃描後的數位照片兩種類型，分別為針對實體照片的修復以及掃描後的數位照片兩種。針對實體性質的照片修復，需要仰賴豐富經驗的老師傅，透過巧手進行照片或底片的修復。不同於實體性質的老照片修復，隨著時代的進步，掃描後的數位老照片修復環境較為單純，需要的是專業的數位影像處理，透過軟體編修來進行數位照片的修復。在人工智慧興起後，在色彩與解析度還原的技術上有了許多重大的突破，以生成對抗網路為基礎的方法更是在修復圖像上大放異彩。本論文中，將會使用兩種類型的生成對抗網路，對金門的老照片如圖 1-2 進行還原的研究。



(a)金門老街舊照

(b) 戰地痕跡

圖 1-2 金門老照片的示意圖:(a)金門老街舊照(b)戰地痕跡 [29]

NQU

第四節 研究目的

金門保留了豐富的文化以及歷史，皆是必須要慎重維護的珍貴記憶，然而在當時的年代，居民與戰地記者們只能用簡易的相機設備拍攝出無色彩或者低色彩的照片，然而這些在當時拍攝出來的照片都成為了現在非常珍貴的文化史料，我們將這些稱為金門的老照片，而這些照片都反映出了當時金門在過往以及戰爭的烽火下的樣貌以及歷史紀錄，而這些對現今的人們來說，都是非常需要保護的重要資產。然而照片存放時間一久，可能產生各式各樣的問題，除了最基本的泛黃褪色之外，還會因乾燥而龜裂，因潮濕而發霉、長斑，或是像保養不佳的皮膚一樣凹凸不平。遭遇過祝融的照片會有煙燻、焦黑的痕跡，另外還有不少人為破壞，包括撕裂、刮傷、小孩子的塗鴉等，我們希望透過金門老照片的修復，能夠還原這些富有歷史意義的金門老照片，以達到珍貴文化資產的修復

與保存之目的。

我們認為損壞的老照片都有相同性質的缺陷，分別是色彩的不足(無色彩、退色或泛黃)以及照片的解析度不足。因此我們將利用兩種 GAN 把老照片修復分成兩部份的工作進行，分別為色彩的還原以及解析度的增強。色彩還原的部分，我們將藉由 pix2pix[1]，來試著利用還原老舊照片中的真實顏色，解析度增強的部分，我們則是利用超增強型超解析度生成對抗網路(ESRGAN)[2]，來將低解析度照片重建為高解析度影像。

第五節 論文架構

第二章中將介紹本論文中運用到的相關文獻，第三章為研究方法，介紹本論文的系統架構以及網路架構，第四章為結果分析，第五章為未來展望。



第貳章 相關文獻探討

在影像生成的領域中，其中一個富有挑戰的是影像對影像的轉譯(image to image translation)問題，我們常見的色彩還原、超解析度成像等，都是影像對影像轉譯的例子。在近年來，快速獲得大眾歡迎的生成對抗網路(GAN)在影像對影像的轉譯裡也成為了中一個重要的運用方向[3]，取決於問題想到達的目標，以兩組各自屬於不同領域的影像集作為輸入。這兩組影像集，根據網路架構的方向，可以分別稱為來源影像，以及目標影像。透過模型學習來源和目標影像集之間的映射關係，給定一個來源影像作為輸入，模型則生成一個符合目標領域分佈的影像。例如色彩還原(Image Colorization)技術，使用一張灰階圖像，依照不同的顏色分布、紋理等特徵資訊(Features)，進而生成彩色圖像的方法。在大量研究人員與資源相繼投入相關研究，也衍伸出許多變形。

本章節中，將介紹與金門老照片修復之研究中運用或相關的文獻介紹。第一節為生成對抗網路，第二節為條件是對抗生成網路，第三節為 Pix2Pix，第四節為超解析度生成對抗網路，第五節為增強型超解析度生成對抗網路，第六節為遷移式學習。

第一節 生成對抗網路 (GAN)

生成對抗網路最初是 2014 年由 Ian Goodfellow 等人提出來的[3]，主要概念分為兩個部分，一個是生成器(Generator)，使用事前機率(Prior probability)分布雜訊做為第一次的隱藏層特徵生成假圖片，另一個為判別器(discriminator)，在真實圖片以及由生成器產生的假圖片中，判斷該圖片是真或假，然後回傳其判別結果給生成器，生成器接續使用此回饋結果，不斷改良生成的圖片，在生成器與判別器不斷的相互對抗下，調整數值，整個學習的最終目的是讓判別器無法判斷生成器的輸出結果是否為假的事物，這就是生成對抗網路的基本概念，圖 2-1 為生成對抗網路的基本架構。不依賴於關於分佈的任何假設，並且可以以簡單的方式生成近似真實的樣本，此種強大的特性使 GAN 可以應用於各種領域，產生出了各式的衍生網路，例如圖像合成、圖像屬性編輯、圖像翻譯、域適應等學術領域。在各個項目中嶄露頭角，例如將於第四節提到的 SRGAN[4]，將低解析度圖像對映至高解析度圖像的處理，以及如 Andrew Brock 等人在 2018 年發表的 Large Scale GAN Training for High Fidelity Natural Image Synthesis 又稱 BigGAN[5]，展現了生成合成照片的能力，其生成的照片幾乎與真實照片無異。

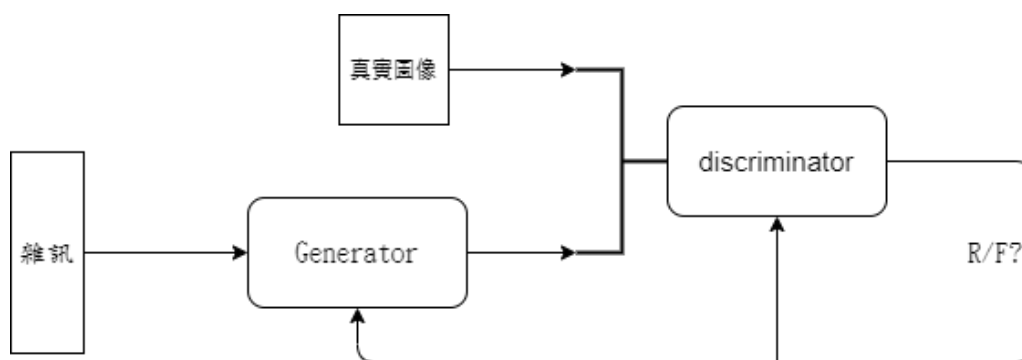


圖 2-1 生成對抗網路的基本架構

第二節 條件式生成對抗網路 (conditional GAN, cGAN)

原始的生成對抗網路，與其他生成模型相較之下，在其生成器與判別器的相互競爭中，因為不再要求一個假設的數據分布，而是使用了事前機率分布，使得此方法可以達到理論上的完全接近真實數據，這是 GAN 的一大優勢，也是其可以容易應用於更種領域的原因，然而，這種不需要預先建模的方式，過高自由度反而成為了他被使用於某些目標情況時的問題。

因此為了改善此缺點，條件式版本的生成對抗網路便誕生了出來，條件式生成對抗網路(conditional GAN) [6,7]是在傳統生成對抗網路的基礎上進行的改進，相對於自由度極高的 GAN，在生成對抗網路的生成器和判別器都增加輔助資訊 y 作為條件，條件 y 可以是任意數據，例如類別、圖像，或者各式的資料等。通過將輔助資訊 y 輸入給判別模型和生成模型，從而引導 cGAN 的生成結果，從而實現有條件的生成式對抗網路。如圖 2-2 所示，在生成器中，雜訊 z 和條件資訊 y 共同組成隱藏層特徵，使得隱藏層的所能代表的資訊變的相當多樣，鑑別器中，資訊 y 也與真實圖像共同作為鑑別器的輸入。透過條件 y 的各式不同領域的資料的引導，cGAN 在許多項目中做出許多有意思的應用，例如在醫學圖像上，用於正電子發射電腦斷層掃描(PET)將低劑量的圖強化成高劑量的圖像合成以及在圖像生成上[8]，透過用文字敘述作為生成圖片的條件使網路生成相近的圖片[9]。

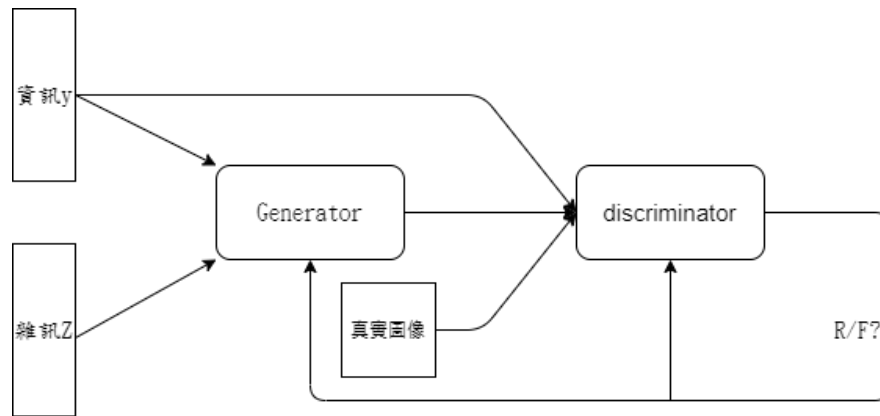


圖 2-2 cGAN 的基本架構

第三節 Pix2Pix

近幾年來，隨著 cGAN 網路的出現，使得許多問題可以容易地透過同一種框架來解決，當然在色彩還原的問題上也不例外。

由 Isola 等人提出的 Image-to-image translation with conditional adversarial networks[1]，Pix2pix 是基於 cGAN 並且用於圖像上的改進，鑒於 cGAN 可以透過添加任意條件資訊來輔助生成結果，因此 pix2pix 將其概念用在圖像轉譯中，將圖像作為輔助條件，使其網路在學習從輸入圖像到輸出圖像之間的映射時，有著更好的資訊，使其更為穩定的獲得輸出圖像。同時，訓練圖像的不同使得能得到各式型態的輸出，如圖 2-3 所示 Pix2Pix 能夠在許多圖像項目上發揮其功效，因此被應用於各種領域，例如醫療領域，使用 MRI 核磁共振去生成 PET 成像[10]，以及在顯微鏡下分出細胞膜與細胞核位置等[11]，又或者應用於太空攝影上修復過度曝光的太陽影像[12]。

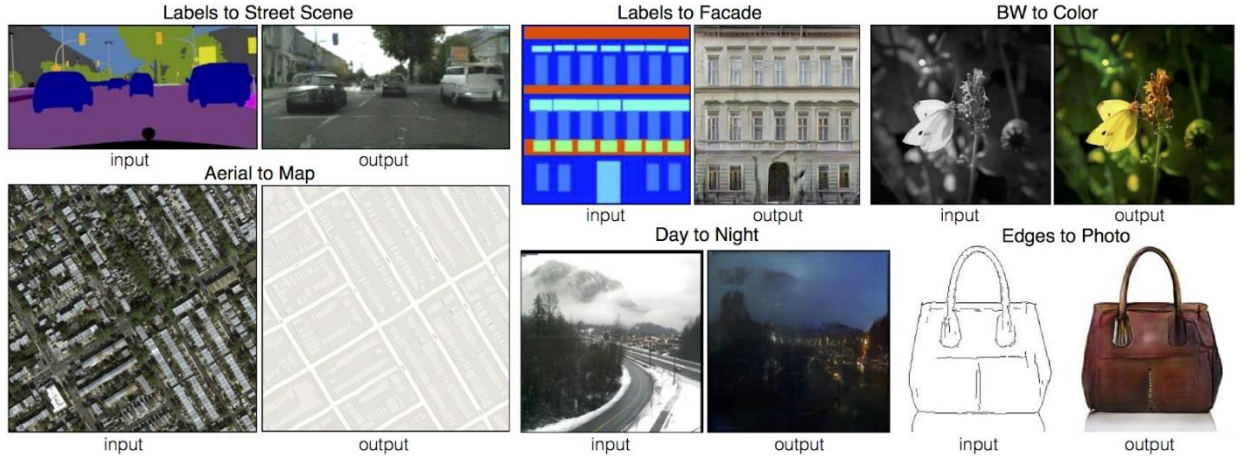


圖 2-3 Pix2Pix 網路應用示意圖 [13]

pix2pix 網路架構主要依舊為 cGAN 網路結構，並且在三個地方對於原本的 cGAN 做出了更動，首先在目標函數上，原本的 cGAN 為生成器 G 試圖最小化這個目標，對抗試圖最大化它的判別器 D 如公式 1、2 其中 x 為輔助資訊，y 為真實圖像，z 為輸入 G 的雜訊， $D(x,y)$ 表示 D 判斷真實圖像是否為真實的機率。而 $D(x,G(x,z))$ 為 D 判斷 G 生成的偽造圖片是否為真實的機率。為使 G 的生成圖像更接近於 pix2pix 採用了新的目標函數，改為相差的絕對值 L1，如公式 3，最終得到 loss 函數如公式 4。

$$G^* = \underset{G}{\operatorname{argmin}} \max_D L_{GAN}(G, D) \quad (1)$$

$$L_{cGAN}(G, D) = E_{x,y} [\log D(x, y)] + E_{x,z} [\log (1 - D(x, G(x, z)))] \quad (2)$$

$$L_{L1}(G) = E_{x,y,z} [\|y - G(x, z)\|_1] \quad (3)$$

$$G^* = \underset{G}{\operatorname{argmin}} \max_D L_{cGAN}(G, D) + \lambda L_{L1}(G) \quad (4)$$

並將生成器和判別器使用指定的結構。在生成器採用 U-net 的結構，而判別器網路是提出了 patchGAN 結構。

(一) 生成器(U-Net)

生成器的網路結構採用的是 U-Net，影像轉譯需要從一個高解析度影像到另一個高解析度影像，因此即使輸入與輸出雖然在表面細節不同，但是具有相同的底層大致的結構，所以輸入與輸出需要一定程度的相近。對於影像轉譯的任務而言，U-Net 想要在輸

入與輸出之間，除了能夠獲得圖像切割時高層圖像的語義資訊之外，還希望能夠共享底層的語義資訊。

U-net 其結構與 Autoencoder 相似，傳統的 Autoencoder 的缺點是前半段的編碼器 (Encoder)，它提取特徵的過程中，使輸出的尺寸變小後，解碼器 (Decoder) 再由這些變小的特徵，重建成與原圖一樣大小的新圖像，原圖很多的資訊，如雜訊，就沒辦法傳遞到解碼器去了，在去除雜訊的應用上很合理，但是，如果當目標是設定為偵測異常點時，那就不足了，經過模型過濾，異常點容易不見，導致無法完成目標。因此與 Autoencoder 不同的是如圖 2-4，U-net 為了使底層的特徵資訊更好的被保留下來，讓重建的過程比較不會遺失重要資訊，增加了 skip connections，將從 i 層資訊跳過傳輸至 $n-i$ 層，其中 n 是總網路層數，即為每一層反卷積層的輸入都為：前一層的輸出加上與該層對稱的卷積層的輸出。從而保證每層的特徵資訊可以在 decoder 時可以不斷地被重新記憶，使得生成的影像可以盡可能保留原影像的一些資訊，因其類似 U 型的模型結構而得名。因為可以用來更準確標記的位置，比物件偵測時使用的矩形更為準確，因此，廣泛被應用到醫學領域[14]-[16]、太空觀測[17]等方面，需要準確切割的影像辨識。

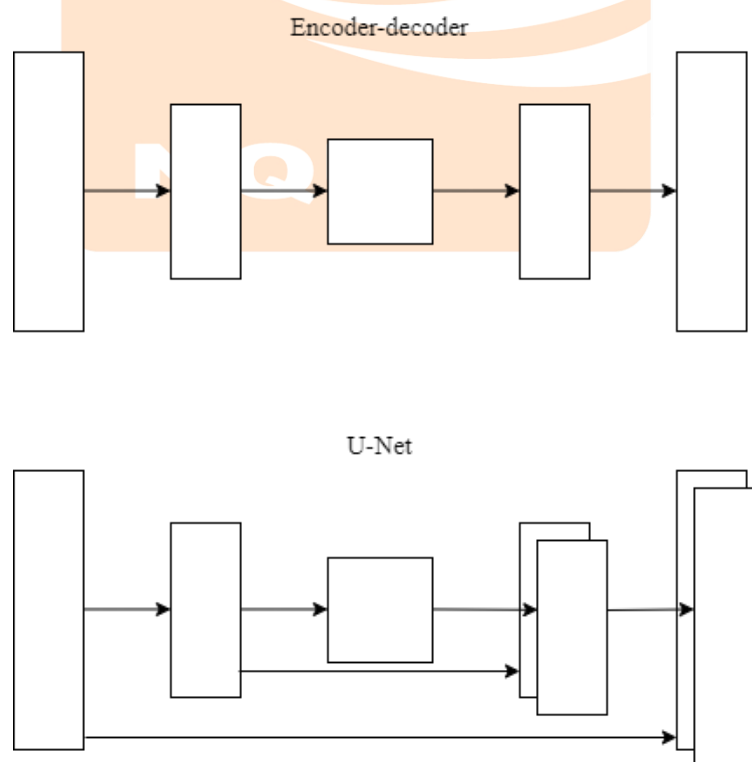


圖 2-4 U-net 網路架構簡易示意圖

(二) 馬可夫判別器(PatchGAN discriminator)

PatchGAN 指的是判別器的網路架構，由 Isola 等人在[1]中所介紹到，此判別器為每次只對圖像的部分區塊進行判別，使其能更好得對圖像的局部做判斷，並將圖像等分成多個固定大小的區塊，分別判斷每一個區域的真假，最後再對其取平均值，作為判別器最後的輸出。因為將圖像分為 $N*N$ 大小的區塊分別給予判斷，而不是將整個圖像進行一次的判別，此行為導致對於判別器的判斷施加了更多的限制，因而可以得出更加清晰的高頻細節，且判別器有效的使判別圖像塑造為馬可夫隨機場(Markov random field)[18]。此外，PatchGAN 與原本的判別器需要一次對整張圖像進行判別的行相比，PatchGAN 每次判別的區域小，判別所需的參數更少，因此使得運行速度更加快速。

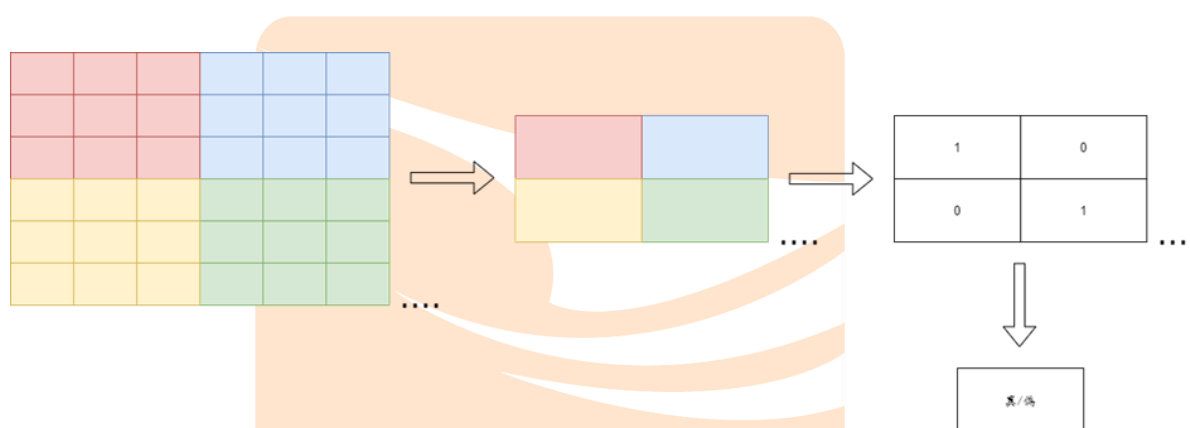


圖 2-5 PatchGAN 網路示意圖

第四節 超解析度生成對抗網路(SRGAN)

超解析度成像(Super-resolution Imaging, SR)技術是一種提高影像解析度的技術，在監控設備、衛星圖像和醫學影像等領域都有重要的應用價值，SR 技術可分為兩類，分別是從多張低解析度影像重建出高解析度影像和從單張低解析度影像重建出高解析度影像，然而基於深度學習的 SR，主要是基於單張低解析度影像重建的方法，即 Single Image Super-Resolution (SISR)。SISR 是一個逆向工程問題，對於一個低解析度影像，可能存在許多不同的高解析度影像與之對應，因此通常在求解高解析度影像時會加一個條件來進行規範化的約束。超解析度網路在不同的網路以及訓練下，效果得到了提升，特別是 PSNR 指標。但是，基於 PSNR 指標的模型會傾向於生成過度平滑的結果，這些結

果缺少必要的高頻資訊。一些基於感知域資訊的方法已經提出來用於提升超解析度結果的視覺品質。例如，更改感知域的損失函數提出來用於在特徵空間中優化超解析度模型，或者利用生成對抗網路通過鼓勵網路生成一些更接近於自然影像的方法來提升超解析度的品質，語義影像先驗資訊則用於進一步改善修復的紋理細節。

其中追求視覺效果令人滿意的里程碑之一是 SRGAN，超解析度生成對抗網路，是 Christian Ledig 等人提出的一種生成對抗網路[4]。利用卷積神經網路實現單圖像的超解析度成像，其瓶頸仍在於如何修復圖像的細微紋理資訊。對於 GAN 而言，將一組隨機雜訊輸入到生成器中，生成的圖像品質時常不盡理想，而 SRGAN 將輸入的雜訊改為低解析度的圖像。SRResnet 由 SRGAN 作者於文中提出，生成器為 SRResnet，由 ResNets[23]，Batch Normalization，活化函式 PReLU 組成。判別器由大量卷積層，Leaky ReLU，BN 等組成。與此前基於深度學習的圖像超解析度的其他方法相比，該生成器有一個明顯的變化，生成器的 loss 函數不再是對生成的圖像與真實高解析度的圖像求均方差，而是加上特徵圖與真實高解析度圖像的特徵圖求均方差。SRGAN 因優秀的成像結果，除了在一般圖像強化如[19]外，也許多用使在各式醫學圖像的強化上[20]-[21]

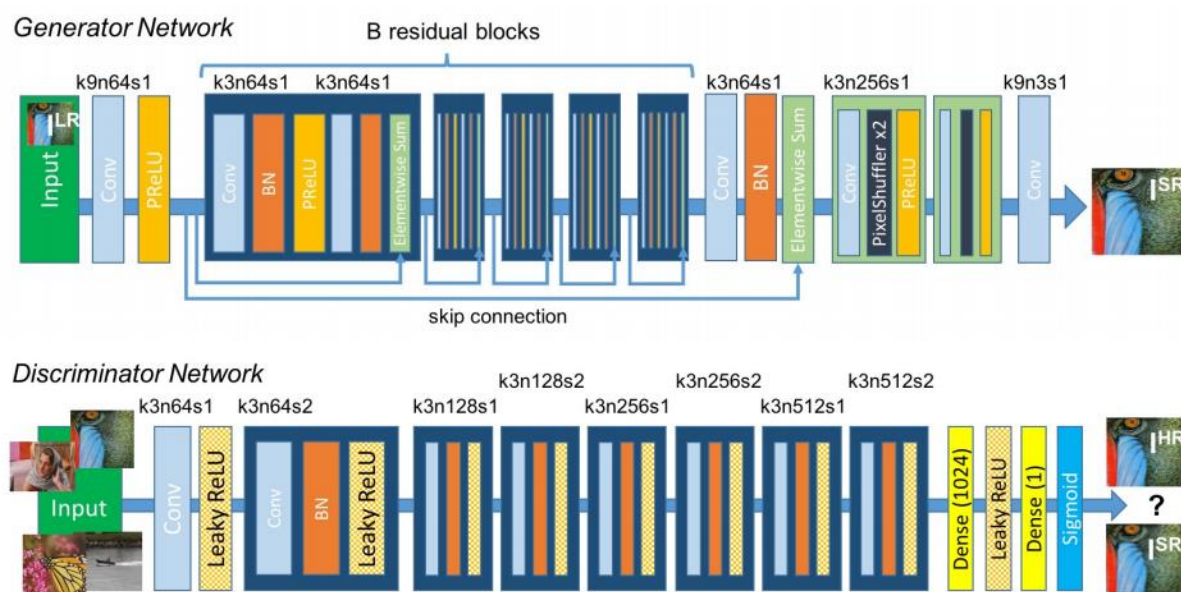


圖 2-6 SRGAN 網路架構 [22]

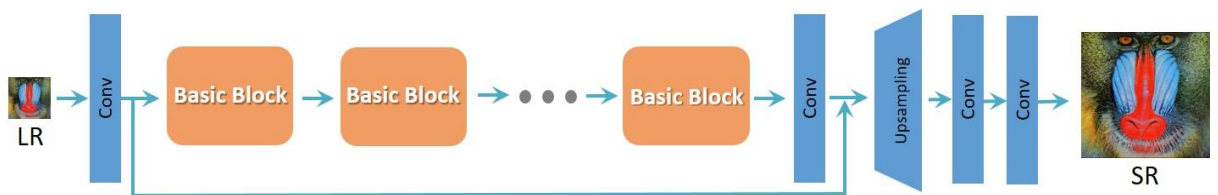
第五節 增強型超解析度生成對抗網路(ESRGAN)

SRGAN 極大地提升了超解析度結果的視覺品質，但是 SRGAN 的結果與真實圖像之間仍然存在明顯的偽影問題。因此由 Xintao Wang 等人提出的 ESRGAN 就以 SRGAN 為基礎進行了改進[24]，改變的部分包括了網路的結構、判別器的判別形式，以及改進了感知域損失，取用與 SRGAN 不同特徵。

ESRGAN 在 SRResnet 的基礎上通過引入去除了批次正規化(BN, Batch Normalization)層形成殘差密集塊 (RRDB) 將網路結構的基本單元從殘差塊變為殘差密集塊，除去 BN 層被證明有助於增強性能和減少計算複雜度，如圖 2-7，並使用殘差縮放用於防止不穩定以及較小的初始化來，使得殘差結構更容易進行訓練。

其次，借鑑了相對論平均 GAN (Relativistic average GAN, RaGAN) 來對於判別器進行改進[26]，使得算法目標改為學會判斷，一個圖像是否比另一個圖像更真實的機率，而不是一個圖像是真實還是假的。

也提出了一個新的感知域損失，使用未經活化函式前的特徵。感知域的損失當前 SRGAN 是定義在一個預訓練的深度網路的活化層，這一層中兩個活化的特徵的距離會被最小化。與此相反，ESRGAN 使用的特徵是活化前的特徵，這樣會克服兩個缺點。第一，經活化後的特徵是非常稀疏的，特別是在越深的網路中。這種稀疏的特徵提供的監督效果是很弱的，會造成低意義的消耗效能行動；第二，使用活化後的特徵會導致重建圖像與真實圖片間出現亮度和銳利度的差距。



Residual in Residual Dense Block (RRDB)

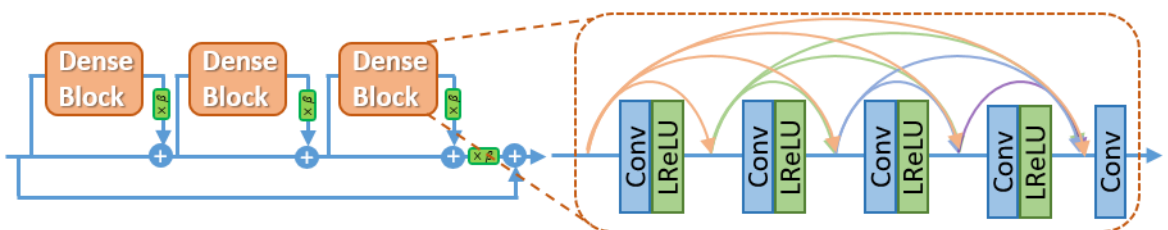


圖 2-7 ESRGAN 網路生成器更動部分[25]

第六節 遷移式學習 (Transfer Learning)

遷移式學習(Transfer Learning)是一種機器學習方法[27]，就像人類將過去學習到的經驗運用在認識新東西上，是把一個領域的知識(來源領域， Source Domain)，遷移到另外一個領域(目標領域， Target Domain)，利用來源領域訓練過的知識，再追加目標領域的資料，如圖 2-8，使得目標領域能夠取得更好的學習成效。通常來源領域的資料量充足，而目標領域資料量較小，這種情況就很適合做遷移式學習。

許多機器學習的主要假設是訓練數據和未來數據必須在相同的特徵空間中並且具有相同的分佈。但是，在許多實際應用中，這種假設可能不成立。例如，我們有時在一個感興趣的領域有一種類任務，但我們在另一個感興趣的領域只有足夠的訓練數據，而後者的數據可能位於不同的特徵空間或遵循不同的數據分佈。在這種情況下，如果成功利用遷移式學習完成知識轉移，將可以避免昂貴的時間成本以及人力作業，從而大大提高學習性能。近年來，遷移學習已成為解決這一問題的新學習框架，並被廣泛應用在各式網路模型上。

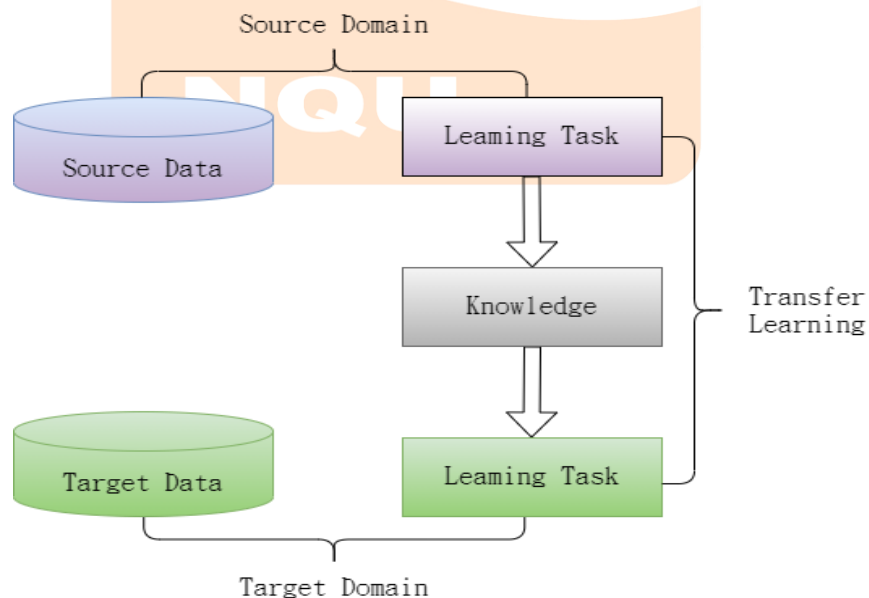


圖 2-8 遷移式學習示意圖

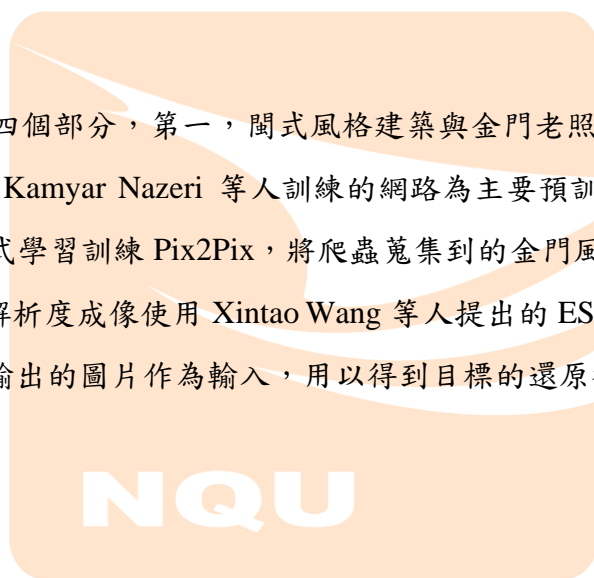
第參章 研究方法

本章節將對金門老照片修復研究的詳細介紹。分為系統架構、資料蒐集、色彩還原、遷移式學習、增強型超解析度生成對抗網路。

系統架構為本研究的整體架構流程，資料蒐集為金門老照片以及金門風格建築等資料的蒐集方法，色彩還原為 Pix2Pix 的基本網路運用，遷移式學習為金門老照片修復研究中的運用，增強型超解析度生成對抗網路為 ESRGAN 的基本網路運用。

第一節 系統架構

本論文主要分為四個部分，第一，閩式風格建築與金門老照片的資料蒐集。第二，色彩還原的部分使用 Kamyar Nazeri 等人訓練的網路為主要預訓練網路[28]，並加以訓練。第三，利用遷移式學習訓練 Pix2Pix，將爬蟲蒐集到的金門風格圖片加入 pix2pix 中進行訓練。第四，超解析度成像使用 Xintao Wang 等人提出的 ESRGAN[2]，將經由遷移式學習後的 Pix2Pix 輸出的圖片作為輸入，用以得到目標的還原後的老照片。其中。架構圖如圖 3-1 所示。



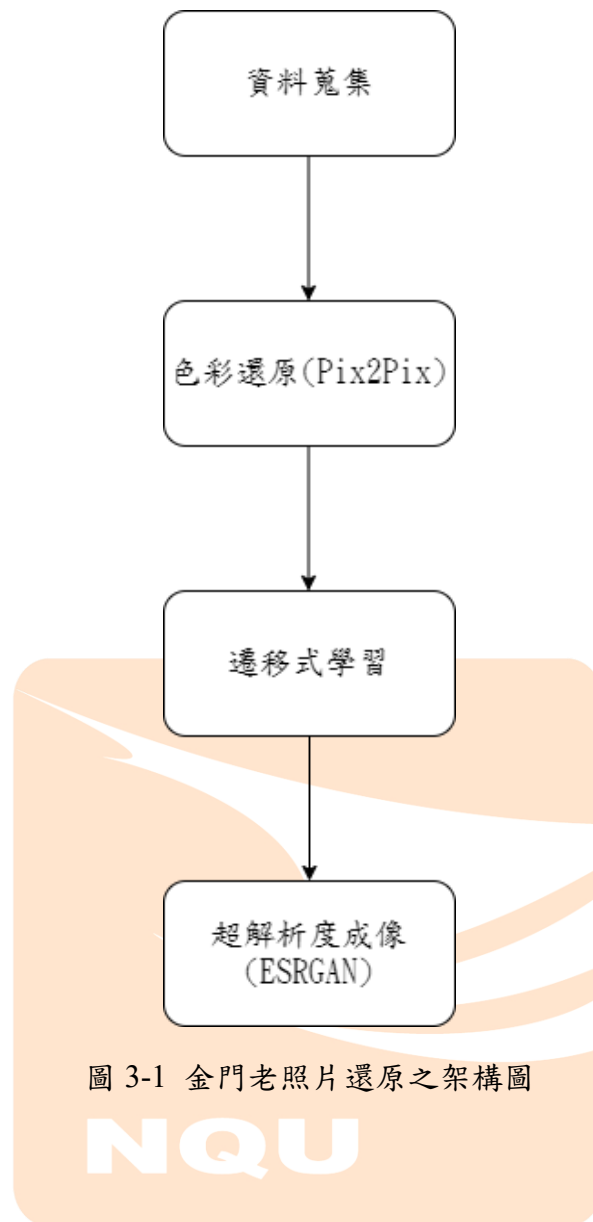


圖 3-1 金門老照片還原之架構圖

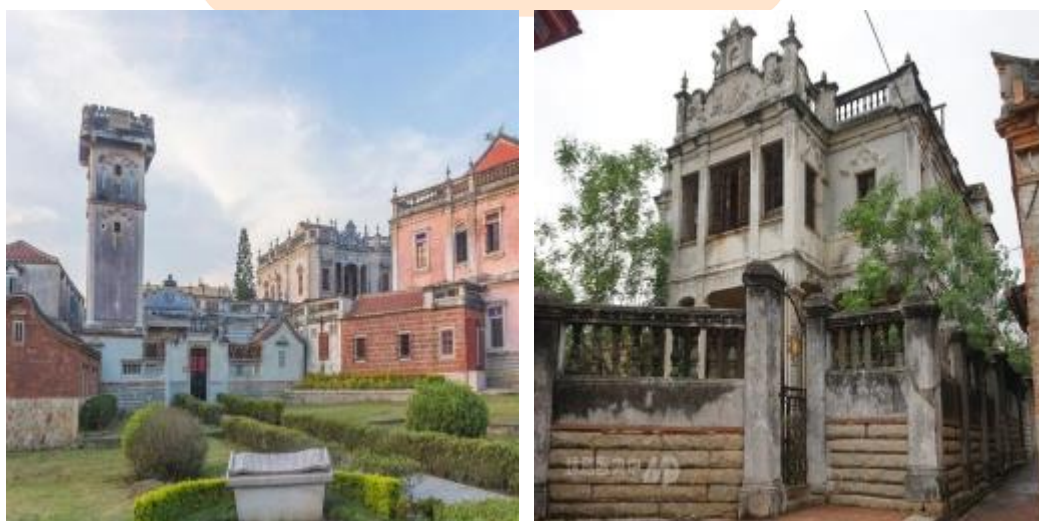
第二節 資料蒐集

在進行圖像色彩還原訓練時，需要使用到數量龐大的圖片，並且我們為了使照片色彩能夠學習到特殊強調於金門區域的歷史色彩，我們先是將蒐集目標放在了有關閩式建築、民初彩色照片以及軍事彩色老照片如圖 3-2，我們認為這將有利於網路學習金門老照片常有的特徵。在資料蒐集上，我們使用爬蟲的方法，自 google 圖片以“金門建築”、“閩式建築”、“民國彩色老照片”、“軍事彩色老照片”、“金門軍事建築”以及“民國軍事照片”為主要關鍵字進行搜尋[29]，我們預期此類圖像能讓網路從中，分別去學習到金門特有建築的色彩以及當時的年代才有的軍事風格色彩，而後將顯示的結果圖片擷取下來，但由於民初彩色照片以及軍事彩色老照片等相關彩色老照片無法使用的搜尋結果過多，

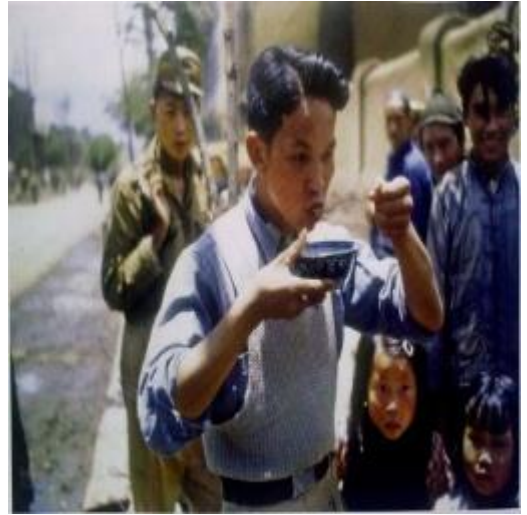
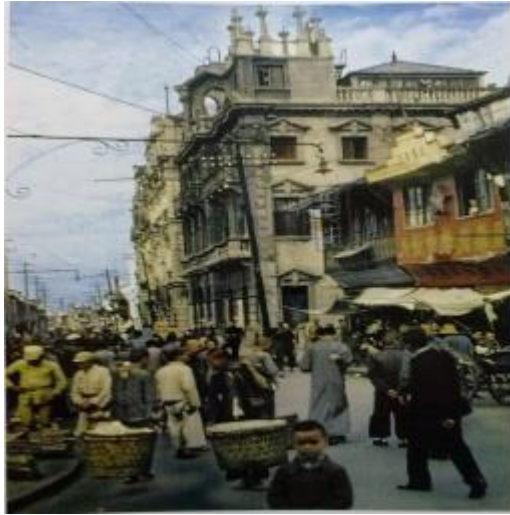
因此必須改為手動方式搜尋圖片，來自於[30]-[34]，然而在手動蒐集的極限以及彩色老照片的數量本身的不足之下，蒐集到的圖片數量，不足以達到預期的訓練所需數量，因此決定再加以資料增強的方式，嘗試在不影響網路學習的情況下，增加以訓練資料的基數，我們透過將圖片垂直翻轉，將蒐集資料增加一倍，以達到預期所需要的圖片量。然而，由於幾次次還原效果不佳的結果，我們推測為老照片內的色彩不足導致，因此將軍事類型的圖像關鍵字圖像更換為“軍事迷彩”、“軍事照片”等現代色彩鮮艷的照片，藉以嘗試將軍事載具、建築、衣著等色彩還原。此外因此次所研究的 Pix2Pix 網路的輸入必須為 256*256 的圖像以及測試圖像須為灰階，因此以 Python 撰變更圖像解析度和轉灰階的程式，將蒐集到的資料進行轉換。



(a-1) 金門建築-閩式



(a-2) 金門建築-洋樓



(b) 民國彩色老照片



(c) 軍事彩色老照片 [33]

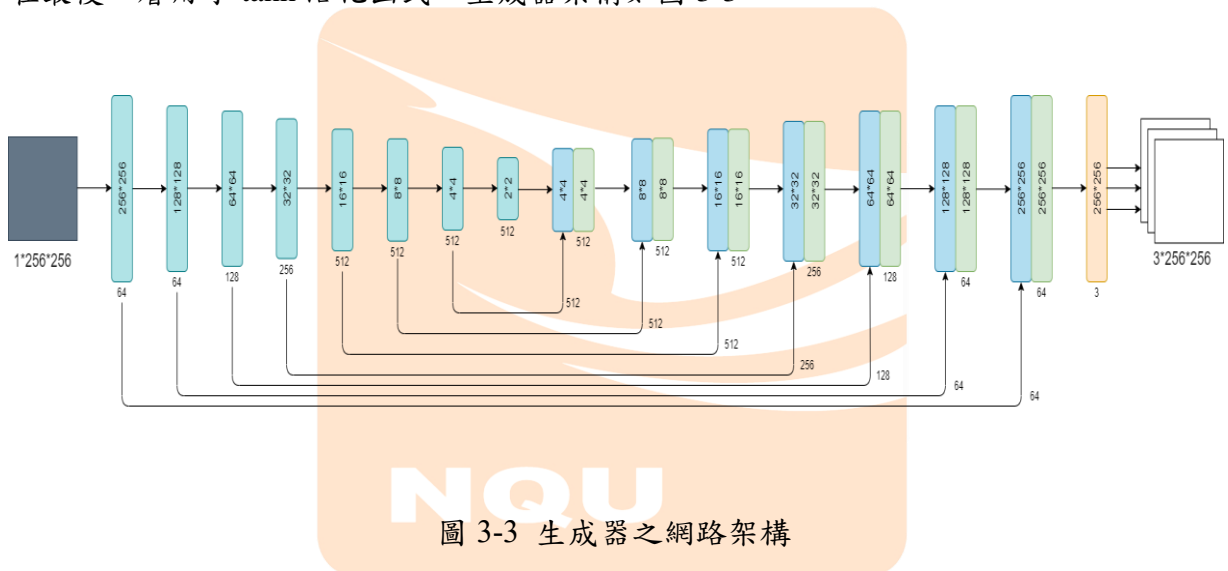


(d) 軍事照片

圖 3-2 資料集內不同種類圖像:(a-1)金門建築-閩式(a-2)金門建築-洋樓(b)民國彩色老照

第三節 色彩還原

在本論文中，使用 Kamyar Nazeri 於 github 中使用 places365 (256x256) 資料集所訓練出的預訓練網路作為色彩還原的網路[28] [35]。輸入大小為 256x256 的圖像，輸出為 256x256。生成器架構的收縮路徑由 4x4 卷積層組成，下採樣的步長為 2，卷積層後接著批量歸一化和斜率為 0.2 的 Leaky-ReLU 活化函式。擴展路徑中的單元由一個 4x4 轉置卷積層組成，步長為 2 用於上採樣，在收縮路徑中並列每層鏡像層的活化圖，然後是批量歸一化和 ReLU 活化函式。網路的最後一層是 1x1 卷積，等同跨通道參數的池化層。在最後一層用了 tanh 活化函式。生成器架構如圖 3-3。



鑑別器我們使用 patch-gan 架構：一系列 4x4 卷積層，步長為 2。所有卷積層後進行批次正規化與斜率 0.2 的 leaky ReLU 活化函式，在最後一層之後，使用 sigmoid 活化函式，以判斷在 70x70 輸入的各個區域為真實或偽造的概率值。最後將概率的平均值作為鑑別器的輸出。

其中 Places365 資料集有兩個版本，Places365-Standard 和 Places365-Challenge。此預訓練網路使用的為，Places365-Standard 的小圖像訓練集(256x256)包含來自 365 個場景類別的約 180 萬張圖像，其中每個類別最多有 5000 張圖像，圖像都已調整為 256x256。此預訓練網路裡面被注意到有一些錯誤著色的實例，在具有高波動的區域經常被著色為綠色。可能是由訓練集中的大量草地圖像引起的，因此模型在遇到像素強度波動較大的

區域時會傾向於綠色。

第四節 遷移式學習

遷移式學習的部分，我們使用爬蟲以及手動蒐集到的金門風格照片，作為遷移式學習的 target data 繼續對 pix2pix 的模型進行訓練。在本論文裡，為強化金門在地風格的修復結果，是以 Pix2Pix 的轉換灰階圖像至彩色圖像的預訓練模型作為來源領域，將各式金門風格的圖像作為目標領域來進行遷移式學習，以獲得在目標領域能有較佳的修復結果，網路架構如圖 3-4。其中在經第一次學習後，因還原的色彩比預期的淡了許多，我們推測為蒐集的老照片類型的圖像中，有著一定數量的色彩不足的照片，如圖 3-5，因此對資料集進行了一次挑選以及補上一定數量的顏色較為鮮豔的老照片進行嘗試，在變更資料集後，特徵明顯的金門建築圖像獲得明顯變化，但在軍事類型的圖像上依舊無法順利顯色，我們認為是因為蒐集到的老照片即使使用篩選過後，留下的較鮮豔照片，也會因其本身就較低的解析度，導致網路無法清楚找出特徵所導致，因此，我們將軍事型舊照片的目標轉為蒐集現代的軍事色彩。



圖 3-4 遷移式學習之網路架構



圖 3-5 色彩不足圖例

第五節 增強型超解析度生成對抗網路

本論文中，使用 ESRGAN 作為超解析度成像的基礎網路，在本此次研究使用之 Pix2Pix 網路的輸入以及輸出的圖像的大小皆固定為 256x256 的尺寸，輸出圖像的解析度不足，縱使達到了理想的色彩還原，卻也因此失去了解析度，如下圖 3-5，且由於 Pix2Pix 網路的輸入亦為 256*256，因此我們決定將以先經過 Pix2Pix 輸出後，再輸入 ESRGAN 進行低解析度圖像重建，用以還原更清晰更接近原始圖像的解析度。





圖 3-5 Pix2Pix 輸出後的解析度不足的圖像 [29]



第肆章 研究結果與分析

本章節為介紹本論文金門老照片修復之研究的研究結果。其中我們會將照片種類略分為四種項目，分別是金門常見的建築風格閩式和洋樓、軍裝人像以及戰地史蹟，預訓練以及遷移式學習圖像皆為由真實圖像轉為灰階圖像後進行。第一節為 Pix2Pix 預訓練模型對於一般圖像與金門圖像的成效。第二節為 Pix2Pix 經過遷移式學習後，對於一般圖像與預期目標領域的金門圖像。第三節為在真實圖像、灰階圖像、預訓練模型與經過遷移式學習後之間的比較。第四節為遷移式學習在不同訓練 epoch 下的結果差異比較。第五節為 ESRGAN 對經遷移式學習後的圖像修復解析度後的成果。使用軟硬體規格如表 4-1

表 4-1 軟硬體規格


CPU	Intel Core i7-9700K
GPU	RTX 2080 TI 11G
RAM	64G
作業系統	Windows 10
CUDA	10.0
cuDNN	7.4.2
Tensorflow	1.7

第一節 Pix2Pix 預訓練模型對於一般圖像與目標圖像的修復成效

此節為我們將預訓練模型直接測試對一般圖像與目標的金門風格圖像的修復能力，從表 4-2 可見到，在 Pix2Pix 原始的預訓練模型中，在一般圖像的色彩生成上有著均衡的準確性，也稍微有著對於部分金門目標圖像的生成能力，但大部分在生成我們設定的目標領域上，皆無法達到很好的成效，因此我們認為預訓練模型雖然在廣域的风格都有著一定的顏色修復成效，但博而不精的結果，在針對獨特的風格時，如針對金門風格圖像時，就會因原訓練資料裡的相關屬性的缺乏，導致顏色與一般我們所認知的色彩的明顯差距，其中金門建築類在原始為灰黑色的洋樓上沒有太大的差異，但在閩式風格上對於紅磚紅瓦的上色能力不夠優秀，而在軍裝人像上為近乎無法還原色

彩，對於戰地古蹟也是，無法正確認識損毀的房子，戰車等軍事載具也無法正確上色。

表 4-2 Pix2Pix 預訓練模型結果[30]-[34]

一般圖像	金門建築
	
	



軍裝人像



戰地史蹟









第二節 遷移式學習後對於一般圖像與目標領域的金門圖像的修復成效

在此節我們對於遷移式學習對於目標領域與非目標領域上的色彩修復進行比較，在表 4-3 裡可觀察到，在遷移式學習後，在金門風格圖像，也就是在遷移式學習目標領域的圖像，在顏色的還原上有著顯著的變化，屋瓦、磚牆等閩式建築特有的紅磚色開始有效率的還原，在軍裝人像在效果上也有強化的跡象，在戰地古蹟的色彩上也朝著我們預期的顏色，但是因此對於目標領域外的圖像，開始失去原有的預訓練模型本身有的生成色彩準確度。

表 4-3 遷移式學習成效 [30]-[34]

一般圖像	金門建築
	
	



軍裝人像



戰地史蹟





第三節 目標領域在遷移式學習與預訓練與真實圖像的差異比較

在此節我們比較在經過遷移式學習後，能否還原出與真實圖像相近的結果，在表 4-4 中，可以看出遷移式學習大幅度改變了預訓練模型的結果，且更加接近真實圖像的顏色，因此我們確定使用了針對目標特色的訓練集後的遷移式學習效果，在針對獨特風格時的效果有著顯著的成長，不過也能觀察到因為目標資料皆為類似特徵的圖像，在特徵不夠明顯的部分會與真實圖像的原始顏色出現誤差。我們確定了使用金門圖像的遷移式學習，成果在目標上皆明顯的優於泛用性較高的預訓練模型的上色能力，並且遷移式學習的視覺效果雖然與真實圖像不盡相同，但有著令我們滿意的視覺成效，在使用於無法確定顏色了金門老照片上時，相對於預訓練網路更能達到令人接受的結果。

表 4-4 目標領域的差異比較 [30]-[34]



灰階圖像



預訓練模型



遷移式學習



真實圖像



灰階圖像



預訓練模型



遷移式學習

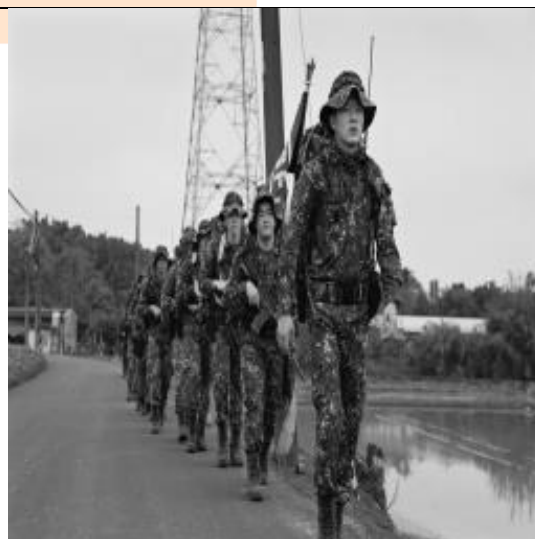


軍裝人像

真實圖像



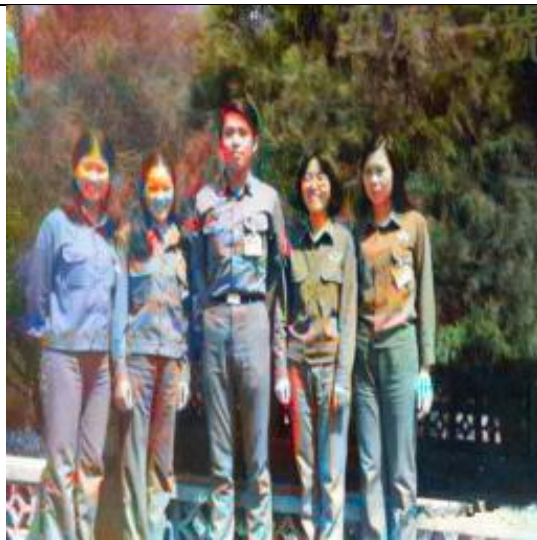
灰階圖像



預
訓
練
模
型



遷
移
式
學
習



真
實
圖
像



灰階圖像



預訓練模型



遷移式學習



戰地史蹟

真實圖像



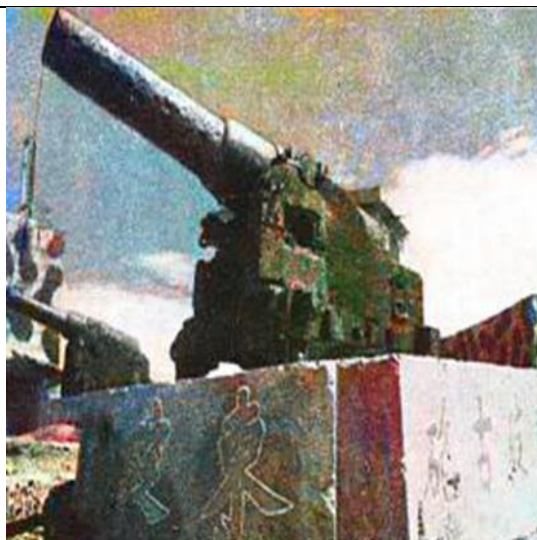
灰階圖像



預訓練模型



遷移式學習



真實圖像



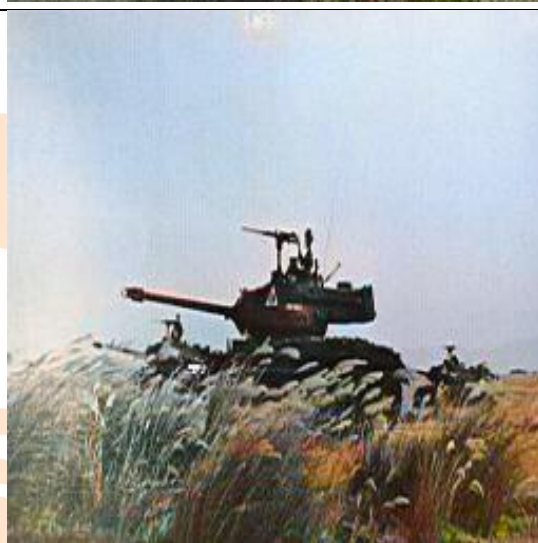
灰階圖像



預
訓
練
模
型



遷
移
式
學
習



NQU





第四節 遷移式學習在不同訓練次數下成果差異比較



此節為比較不同的訓練次數下呈現出的不同的結果差異，在表 4-5 中，左上為預訓練，右上為遷移式學習訓練 1000 次，左下為 1500 次，右下為 2000 次。從表中可以了解到在訓練不同次時對於各類目標的圖像效果，能夠看到在遷移式學習後對於金門建築的還原上，有著顯著優於預訓練模型的效果，閩式建築的類型經過訓練下色彩能夠被還原很優秀，但是三種訓練次數裡，越高的訓練次數還原出損壞的閩式建築圖像的機會就越高，如表所示金門建築比較圖例子中，在 2000 次時開始過度使用閩式建築的特色導致視覺效果很差。在軍裝人像上，容易使用著與預訓練模型同樣的上色的缺陷，在特徵不明顯的部分使用草地的綠色，但是亦使許多預訓練模型上色失敗的區域，形成可接受的視覺效果，其中 2000 次的部分與前例一樣容易開始判斷成建築並使用紅色開始增加。在戰地史蹟中，遷移式學習亦皆優於了預訓練模型，修復了預訓練色彩使用錯誤的部分。因此我們認為若能明確定義照片的類型，並使用遷移式學習並且找出最佳的訓練次數後，即能得到比起使用泛用型的預訓練網路更佳的效果，在本論文的實驗裡，我們認為 1000 次為最佳的訓練次數。





The logo of Nanyang University (NQU) is displayed in white text on an orange background. It features a stylized orange shape above the letters "NQU".

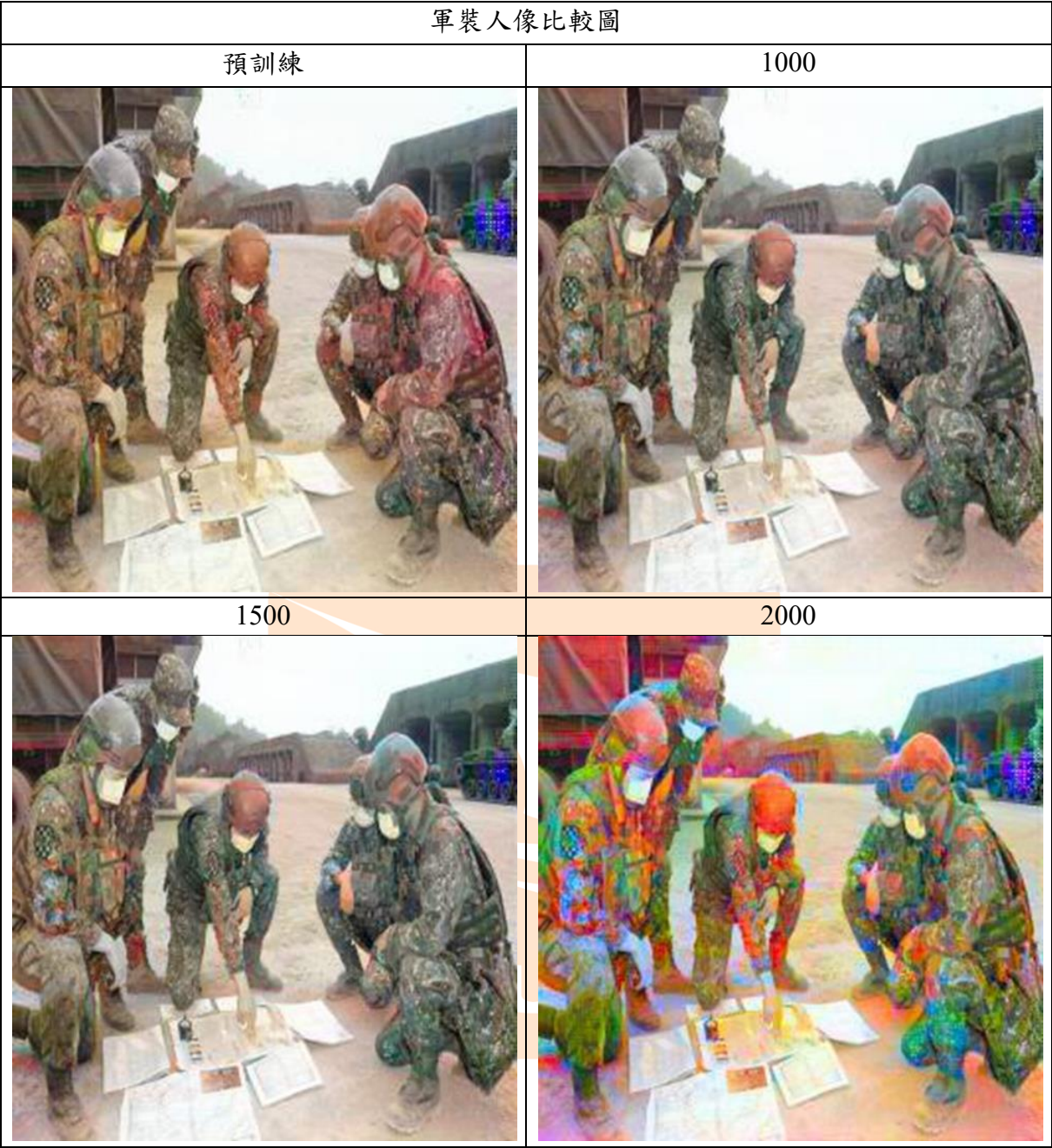
NQU




表 4-5 不同次數訓練下差異比較 [30]-[34]

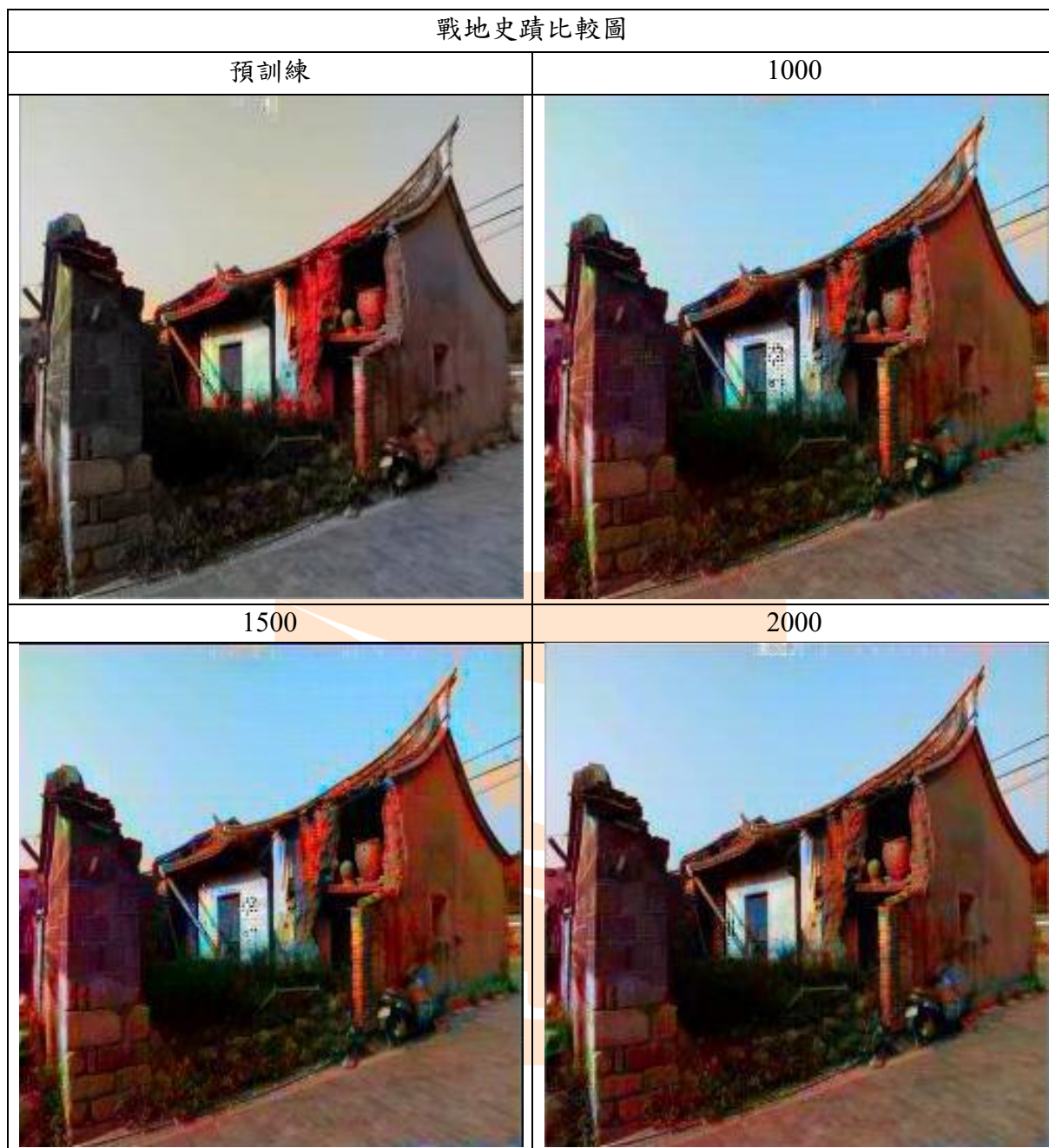
金門建築圖像比較圖	
預訓練	1000
	
1500	2000
	

金門建築圖像比較圖			
預訓練		1000	
			
1500		2000	
			

軍裝人像比較圖	
預訓練	1000
	
1500	2000
	



戰地史蹟比較圖	
預訓練	1000
	
1500	2000
	

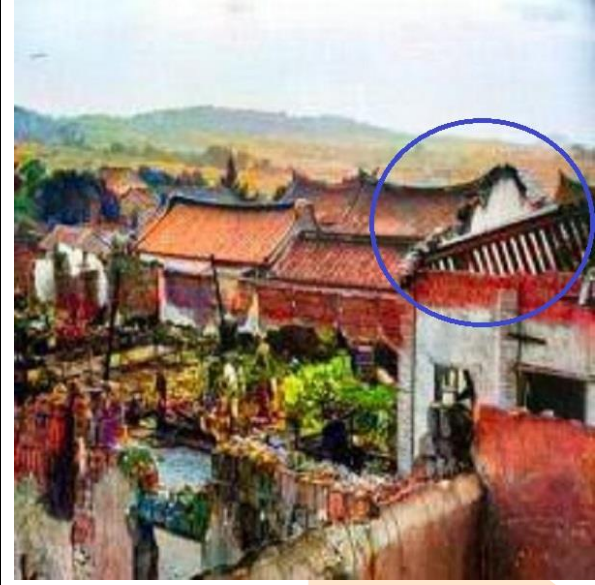
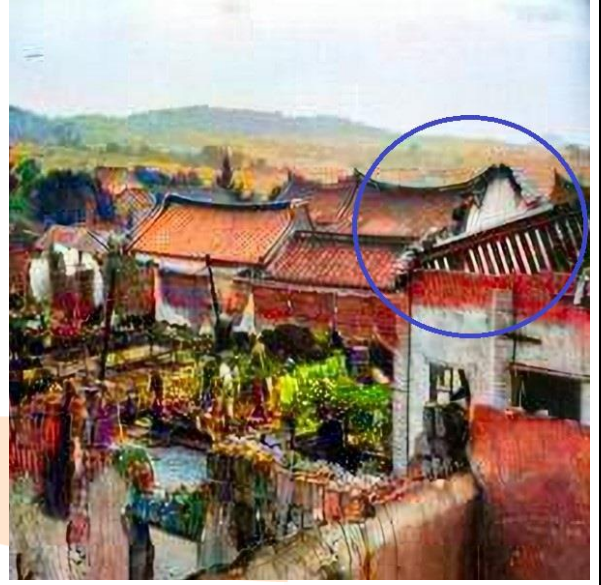

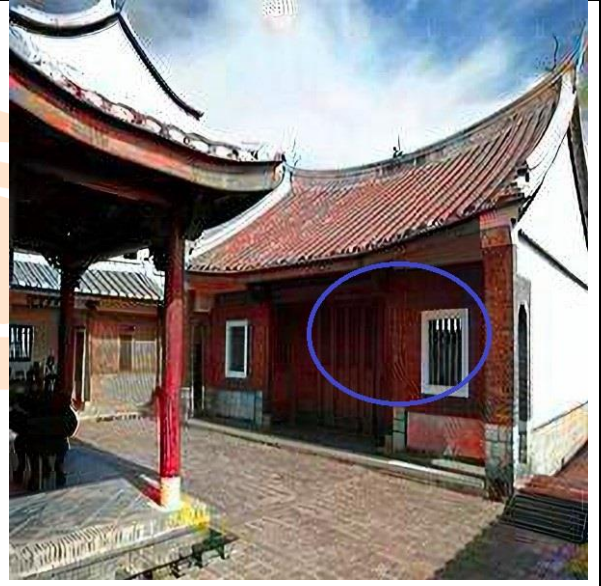


第五節 ESRCAN 修復圖像解析度後的成果

在經過 ESRCAN 修復後，圖像的解析度確實的放大許多，從表 4-6 中，可以看到在細節上變得清楚許多，原始圖像屋頂的瓦片線條以及窗桿在放大來看後是模糊的，在修復後皆變為明顯的線條，在金門閩式建築的特色紋路上，經過 ESRCAN 後使得線條也更加清晰。其中放大後部分細節的出現直線紋理，認為是在色彩修復後帶有的不勻稱部分，連帶影響到解析度強化的結果出現直線紋理，因此色彩還原效果較為不理想的圖像，進行解析度修復時，更容易出現非真實的紋理，不過此紋理需要放大後才容易觀察到，

我們認為不影響觀看老相片修復的視覺感受。

表 4-6 ESRGAN 修復成果 [29]

原始圖像	ESRGAN 修復後圖像
	
	



原始圖像細節



ESRGAN 修復後圖像細節





第伍章 結論與未來展望

第一節 結論

在實驗結果中我們證明了，在針對金門特徵類型的情況下，使用金門相關特徵的圖像作為訓練集，在使用適合訓練量的情況下，遷移式學習成功在可以在使用較低的基礎資料下得到比起預訓練網路來的更優秀的成果。我們認為若能明確定義照片的類型並使用遷移式學習並且找出最佳的訓練次數後，在色彩還原的部分即能得到比起使用泛用型的預訓練網路更佳的效果

在解析度還原的部分，在 ESRGAN 修復後圖像得到了令我們滿意成果並且在稍微複雜紋路上也有著優秀的修復效果，雖然有著放大時的紋理，不過我們認為不影響整體修復後的視覺效果。

第二節 未來展望

我們希望藉由本論文的提出，可以有效的修復金門老照片，並達到歷史文化之數位化保存的意義。其中老照片內的物件繁多，建築，甚至人物、風景，即使單看建築亦分為了許多風格，本論文以金門老照片為目標，僅針對於金門特色進行資料蒐集以及學習，因此在面對非金門照片時無法得到優秀得結果，因此若能對各式的老照片，明確定義照片的類型資料進行蒐集，能夠達到更多的獨特風格的修復，在個別訓練下，使用遷移式學習的特性，可以大幅減少資料蒐集，以及網路訓練時間，獲得該風格的顏色特徵，渴望能修復大部分的老舊照片還原當年風貌。

參考文獻

- [1] Isola, P., Zhu, J. Y., Zhou, T., & Efros, A. A. (2017). Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 1125-1134.
- [2] Wang, X., Yu, K., Wu, S., Gu, J., Liu, Y., Dong, C., ... & Change Loy, C. (2018). Esrgan: Enhanced super-resolution generative adversarial networks. In Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV) workshops, 0-0.
- [3] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., ... & Bengio, Y. (2014). Generative adversarial nets. Advances in neural information processing systems, 27.
- [4] Ledig, C., Theis, L., Huszár, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., ... & Shi, W. (2017). Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 4681-4690.
- [5] Brock, A., Donahue, J., & Simonyan, K. (2018). Large scale GAN training for high fidelity natural image synthesis. arXiv preprint arXiv:1809.11096.
- [6] Mirza, M., & Osindero, S. (2014). Conditional generative adversarial nets. arXiv preprint arXiv:1411.1784.
- [7] Gauthier, J. (2014). Conditional generative adversarial nets for convolutional face generation. Class Project for Stanford CS231N: Convolutional Neural Networks for Visual Recognition, Winter semester, 2(5).
- [8] Wang, Y., Yu, B., Wang, L., Zu, C., Lalush, D. S., Lin, W., ... & Zhou, L. (2018). 3D conditional generative adversarial networks for high-quality PET image estimation at low dose. Neuroimage, 174, 550-562.
- [9] Reed, S., Akata, Z., Yan, X., Logeswaran, L., Schiele, B., & Lee, H. (2016). Generative adversarial text to image synthesis. In International Conference on Machine Learning, 1060-1069.
- [10] Jung, M. M., van den Berg, B., Postma, E., & Huijbers, W. (2018). Inferring PET from MRI with pix2pix. In Benelux Conference on Artificial Intelligence, (9).
- [11] Sato, M., Hotta, K., Imanishi, A., Matsuda, M., & Terai, K. (2018, January). Segmentation of Cell Membrane and Nucleus by Improving Pix2pix. In Biosignals, 216-220.
- [12] Zhao, D., Xu, L., Chen, L., Yan, Y., & Duan, L. Y. (2019). Mask-Pix2Pix network for

overexposure region recovery of solar image. *Advances in Astronomy*.

- [13] pytorch-CycleGAN-and-pix2pix <https://github.com/junyanz/pytorch-CycleGAN-and-pix2pix>.
- [14] Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention*, 234-241.
- [15] Falk, T., Mai, D., Bensch, R., Çiçek, Ö., Abdulkadir, A., Marrakchi, Y., ... & Ronneberger, O. (2019). U-Net: deep learning for cell counting, detection, and morphometry. *Nature methods*, 16(1), 67-70.
- [16] Isensee, F., Petersen, J., Klein, A., Zimmerer, D., Jaeger, P. F., Kohl, S., ... & Maier-Hein, K. H. (2018). nnu-net: Self-adapting framework for u-net-based medical image segmentation. *arXiv preprint arXiv:1809.10486*.
- [17] open-solution-mapping-challenge <https://github.com/neptune-ai/open-solution-mapping-challenge>
- [18] https://web.math.sinica.edu.tw/math_media/d164/16402.pdf.
- [19] Nagano, Y., & Kikuta, Y. (2018). SRGAN for super-resolving low-resolution food images. In *Proceedings of the Joint Workshop on Multimedia for Cooking and Eating Activities and Multimedia Assisted Dietary Management* 33-37.
- [20] Zhu, J., Yang, G., & Lio, P. (2019, April). How can we make GAN perform better in single medical image super-resolution? A lesion focused multi-scale approach. In *2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging* 1669-1673.
- [21] Liu, J., Chen, F., Wang, X., & Liao, H. (2019). An edge enhanced srgan for mri super resolution in slice-selection direction. In *Multimodal Brain Image Analysis and Mathematical Foundations of Computational Anatomy* 12-20.
- [22] PyTorch-GAN <https://github.com/eriklindernoren/PyTorch-GAN>.
- [23] He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* 770-778.
- [24] Wang, X., Yu, K., Wu, S., Gu, J., Liu, Y., Dong, C., ... & Change Loy, C. (2018). Esrgan: Enhanced super-resolution generative adversarial networks. In *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV) workshops* 0-0.
- [25] ESRGAN <https://github.com/xinntao/ESRGAN>
- [26] Jolicoeur-Martineau, A. (2018). The relativistic discriminator: a key element missing from standard GAN. *arXiv preprint arXiv:1807.00734*.

- [27] Pan, S. J., & Yang, Q. (2009). A survey on transfer learning. IEEE Transactions on knowledge and data engineering, 22(10), 1345-1359.
- [28] Colorizing-with-GANs <https://github.com/ImagingLab/Colorizing-with-GANs>.
- [29] Google 圖片搜尋 <https://www.google.com.tw/imghp>.
- [30] 金門觀光旅遊網 <https://kinmen.travel/zh-tw>.
- [31] 金門戰地史蹟論壇：記錄金門戰地戰史 - 見證金門戰地歷史
<https://ttt0920.pixnet.net/blog>.
- [32] 中華民國陸軍 <https://www.facebook.com/ROC.armyhq>.
- [33] 文化部國家文化資料庫 <https://nrch.culture.tw/Default.aspx>.
- [34] 中央通訊社 <https://www.cna.com.tw/>.
- [33] Zhou, B., Khosla, A., Lapedriza, A., Torralba, A., & Oliva, A. (2016). Places: An image database for deep scene understanding. arXiv preprint arXiv:1610.02055.

