

基於卷積神經網絡的澳門濕地遙感圖像分割研究*

李承¹、崔瀚文²、田小林¹

- (1. 澳門科技大學創新工程學院計算機科學與工程學院；
2. 澳門科技大學月球與行星科學國家重點實驗室)

摘要：濕地，作為地球上重要的自然生態系統之一，具有多重重要功能，其價值不容小覷。濕地對於生物多樣性的保護至關重要，在一定程度上促進生態系統的多樣性和穩定性，因此研究濕地遙感圖像分類，濕地遙感信息提取等領域的研究變得尤為關鍵。利用遙感技術，特別是高空間分辨率的衛星影像，可以更全面地解濕地的分佈、變化和特徵。澳門濕地以其豐富的生物多樣性和獨特的景觀而聞名，是遷徙鳥類的重要棲息地，也為遊客提供休閒的理想場所。本研究的研究區為澳門，其與在澳門濕地遙感圖像分割領域的過往研究相比，獨特之處在於本文不僅使用深度學習卷積神經網絡（CNN）模型，還使用支持向量機（SVM）、隨機森林（RF），進行多模型對比，且對各個模型的結果進行全面性能評估（多項參數指標）和目視解譯驗證，更加有效地證明本研究實驗方法的有效性和可靠性。本研究的難點則是遇到原始影像路環島海域雲霧天氣的干擾，以及對於海平面 6m 作為濱海濕地與其他類別的分界綫難以明確等問題。結果顯示 CNN 模型和 RF 模型在澳門濕地提取的指標較好，CNN 和 RF 模型的總體精度（OA）分別達到 0.9325, 0.9941，CNN 與 RF 模型的 Kappa 係數分別為 0.8988, 0.9889。這表明在澳門濕地提取方面的高度準確性和可信度。本研究還對三個模型的分割結果圖像進行目視解譯分析，CNN 模型的圖像分割結果要好於對照組 RF 模型的圖像分割結果，進一步驗證 CNN 模型的有效性和可行性。

關鍵詞：深度學習、遙感圖像分割、GF-2、澳門濕地、卷積神經網絡

* 收稿日期：2023 年 10 月 03 日；通過日期：2024 年 11 月 05 日。

Remote Sensing Image Segmentation of Macau Wetlands Based on Convolutional Neural Network

Li, Cheng¹; Cui, Hanwen²; Tian, Xiaolin

- (1. School of Computer Science and Engineering, Faculty of Innovation Engineering;
2. State Key Laboratory of Lunar and Planetary Sciences, Macau University of Science and Technology)

Abstract: Wetlands, as one of the important natural ecosystems on earth, have multiple important functions and their value should not be underestimated. The importance of wetlands has attracted extensive attention from experts and scholars, and therefore research in the areas of wetland remote sensing image classification and wetland remote sensing information extraction has become particularly critical. Remote sensing technology, especially high spatial resolution satellite images, can be utilized to understand the distribution, changes and characteristics of wetlands more comprehensively. Macau's wetlands are renowned for their abundant biodiversity and unique landscapes, serving as crucial habitats for migratory bird species and providing an ideal recreational destination for visitors. Compared with previous studies in the field of remote sensing image segmentation of wetlands in Macao, this study is unique in that this paper not only uses a deep learning convolutional neural network (CNN) model, but also a support vector machine (SVM), a random forest (RF), and a multi-model comparison, and the results of the models are comprehensively evaluated (multiple parameter indexes) and visual interpretation verification, which more effectively proves the validity and reliability of the experimental methods in this study. The difficulty of this study is the possible interference of cloudy weather in the island waters of the original image road and the difficulty in clarifying the 6m sea level as the demarcation line between the coastal wetland and other types of wetlands. The results show that the CNN model and RF model have better metrics for wetland extraction in Macao, and the overall accuracy (OA) of the CNN and RF models reached 0.9325, 0.9941, and the Kappa coefficients of the CNN and RF models were 0.8988, 0.9889, respectively. It demonstrates a high degree of accuracy and credibility in the extraction of wetlands in Macao. In this study, the segmentation results of the three

models were also analysed by visual interpretation, and the image segmentation results of the CNN model were better than those of the RF model in the control group, which further verified the effectiveness and feasibility of the CNN model.

Keywords: Deep learning; Remote sensing image segmentation; GF-2; Macao wetlands; Convolutional neural networks; Random forest; Support vector machine; Target word monitoring

一、引言

濕地被視為地球上極為重要的自然生態系統之一，由水生生物和水下環境構成，擔負著多種關鍵的生態職能。它們不僅有助於維持生態平衡，改善生態條件，保護水資源，並實現水質淨化，還能調節洪澇和乾旱，影響氣候調節，以及維護生物多樣性。濕地的多樣性和豐富性對於維護生態平衡，推動可持續發展，以及促進人與自然和諧相處至關重要。¹

儘管濕地的重要性已經引起了廣泛的關注，但要更好地管理和保護濕地，可靠的數據支持是不可或缺的。近年來，濕地遙感圖像分割已經成為研究濕地生態系統的一項關鍵技術。² 濕地遙感數據的來源包括多光譜遙感圖像（如 Landsat 和 Sentinel-2 數據）、高光譜遙感圖像（如 AVIRIS 和 Hyperion 數據）、以及合成孔徑雷達（SAR）圖像（如 RADARSAT 和 ALOS PALSAR 數據）。這些數據提供了豐富的信息，可用於濕地的監測和分析。

濕地圖像分割方法多種多樣，包括基於物件的分類和圖像像素級別的分類。基於對象的分類方法將遙感圖像中的圖像像素組合成具有一定空間連續性的對象，然後對這些對象進行分類。³ 這些方法通常能夠利用對象的空間和上下文信息來提高分類的準確性。另一方面，圖像像素級別的分類方法以遙感圖像中的每個像素作為分類的基本單位。傳統的圖像像素分類方法包括最大似然分類、支持向量機、決策樹等。近年來，深度學習技術，如 CNN 模型，也廣泛應用於濕地分類，這些方法能夠從圖像像素級別提取特徵，並通過訓練網絡來進行分類。⁴

深度學習技術的興起為濕地圖像分割帶來了新的機會和挑戰。CNN 模型能夠自

¹ Ezong R, Xuezhifeng X, Pengfeng X, Weishou S, "Identification of Wetland Based on Machine Learning Rule Inferring," *Scientia Geographica Sinica* (2005): 6731-6736.

² Nunziata F, Ferrentino E, Marino A, Buono A, Migliaccio M, "Monitoring Harsh Coastal Environments Using Polarimetric SAR Data: The Case of Solway Firth Wetlands," *IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing IGARSS* (2020): 4019-4022.

³ Dong F, Yang F, Liu Z.H., Wang X, "Spatial Distribution of Wetland Vegetation Biomass in the Longhu Area Using GF-2 data," *2018 International Conference on Construction, Aviation and Environmental Engineering* (2019): 042042.

⁴ Zhang L, Du B, "Deep Learning for Remote Sensing Data: A Technical Tutorial on the State of the Art," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* (2016): 22-40.

動學習圖像中的特徵，無需手工設計特徵。⁵ 這使得 CNN 模型成為處理濕地遙感數據的強有力的工具。⁶

目前，澳門濕地的急劇減少對當地的生態和環境造成了嚴重的影響，包括關鍵棲息地的流失、水質污染的增加，以及可能的氣候變化影響。⁷ 因此，採取保護措施至關重要。以往的研究主要關注粵港澳大灣區的濕地或廣東省內的濕地，而本研究不僅將研究區域專注於澳門地區，且與涉及澳門濕地遙感圖像分割領域的過往研究相比，最大的獨特之處便是本研究使用了深度學習卷積神經網絡（CNN）模型的同時，還使用了支持向量機（SVM）、隨機森林（RF），多模型進行對比，且對各個模型的結果進行了全面的性能評估（多項參數指標）和目視解譯驗證，更加有效地證明瞭本研究實驗方法地有效性和可靠性。⁸ 同時細化了對澳門地區濕地的研究，有望為澳門濕地的保護和管理提供相關的數據和信息，並在未來的環保和濕地保護工作中發揮一定的作用。⁹ 濕地是地球上不可或缺的生態系統，對生態平衡和可持續發展具有重要影響。¹⁰ 濕地遙感圖像分割是研究濕地生態系統的關鍵工具之一，深度學習技術如卷積神經網絡為該領域帶來了不同與以往新的機會。¹¹ 本研究的難點

- ⁵ Li Y.F, Wang C, Wright A, Liu H.Y., Zhang H.B., Zong Y, “Combination of GF-2 High Spatial Resolution Imagery and Land Surface Factors for Predicting Soil Salinity of Muddy Coasts,” *CATENA* (2021): 105304.
- ⁶ Gina L, Saby L, Band E, Goodall L, “Effects of LiDAR DEM Smoothing and Conditioning Techniques on a Topogra-phy-based Wetland Identification Model,” *Water Resources Research* (2019): 4343-4363.
- ⁷ Hosseiny B, Mahdianpari M, Brisco B, Mohammadimanesh F, Salehi B, “WetNet: A Spatial-Temporal Ensemble Deep Learning Model for Wetland Classification Using Sentinel-1 and Sentinel-2,” *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing* (2021): 4406014.
- ⁸ Huang L, Jiang B, Lv S, Liu Y, Fu Y, “Deep Learning-based Semantic Segmentation of Remote Sensing Images: A Survey,” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* (2023); Jiao L.L., Sun W.W., Yang G, Ren G.B, Liu Y.N., “A Hierarchical Classification Framework of Satellite Multispec-tral/Hyperspectral Images for Mapping Coastal Wetlands,” *Remote Sensing* (2019): 2238; Hu Q, Woldt W, Neale C, Zhou Y.Z., Drahota J, Varner D, Bishop A, LaGrange T, Zhang L.G., Tang Z.H., “Utilizing Unsupervised Learning, Multi-View Imaging, and CNN-Based Attention Facilitates Cost-effective Wetland Mapping”, *Remote Sensing of Environment* (2021): 112757.
- ⁹ Huang Y, Peng J.T, Chen N, Sun W.W., Du Q, Ren K, Huang K., “Cross-scene Wetland Mapping on Hyperspectral Remote Sensing Images Using Adversarial Domain Adaptation Network,” *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (2023): 37-54.
- ¹⁰ Wu G, et al., “Automatic Building Segmentation of Aerial Imagery Using Multi-constraint Fully Convolutional Networks,” *Remote Sensing* (2018).
- ¹¹ Imani M, Ghassemian H, “Boundary Based Supervised Classification of Hyperspectral Images with Limited Training Samples,” *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* (2013): 203-207.

則是需要剋服路環島海域雲霧乾擾的影響以及過往研究對於海平面 6m 濱海濕地與其他類的分界綫不明確的問題。

本研究區域的地理範圍位於澳門特別行政區，澳門特別行政區是一座位於珠江下游的沿海城市，具有廣闊的灘塗地區。澳門地區的自然條件造就了多樣化的濕地，包括濱海濕地和人工濕地。¹² 澳門地理座標範圍介於北緯 22.1068 度至北緯 22.2413 度之間，經度則分佈在東經 113.5281 度至東經 113.5989 度之間。本研究以在全國地理信息資源目錄服務系統上獲取的 BOUL（澳門行政區劃邊界線）進行研究區域的提取和確立。本研究採用了 CNN 模型，利用 GF-2 衛星高空間解析度遙感數據，旨在提取澳門特別行政區的濱海濕地和人工濕地。CNN 模型通過定位與濕地植被、水體和土壤相關的光譜特徵，能夠高效地從衛星數據中提取濕地元素。同時本研究採用 SVM 與 RF 模型進行對照組實驗。本文使用總體精度（OA）和 Kappa 係數等指標來評估 CNN 模型的性能，結果表明該模型在濕地圖像分割方面表現出色，總體精度（OA）達到 0.9325，Kappa 係數為 0.8988，顯示其高度的準確性和可靠性。同時使用召回率和精確度來評估各類濕地的分類結果，各個指標均顯示 CNN 模型的效果良好。

二、數據與方法

（一）、數據集

本文使用了中國首顆亞米級民用遙感衛星—高分二號（GF-2）衛星的遙感圖像，該衛星於 2014 年 8 月 19 日成功發射進入軌道。¹³ 為了更有效地提取濕地，並考慮到數據質量等因素，本研究選擇了研究區域從四月到十月的數據。選擇了三個不同時間段的 GF-2 遙感數據圖像以覆蓋整個澳門地區，具體選擇的數據集為 2017 年 8 月 26 日和 2018 年 10 月 4 日。同時本研究中 RF, SVM, CNN 模型分別採用了 4020, 1321633，4020 個 11*11 大小圖元的樣本數據。本研究將訓練集與測試集樣本比例

¹² Dumoulin V, Visin F, “A Guide to Convolution Arithmetic for Deep Learning,” *ArXiv Preprint ArXiv*, (2016): 1603.07285.

¹³ Kong Q.N., “Discussion on the Methods for Multi- source Remote Sensing Image Fusion,” *Geomatics and Spatial Information Technology* (2008): 108-113.

設置為 8:2。因為 RF、SVM 和 CNN 模型在處理數據和識別模式的方式上存在本質區別。RF 是基於決策樹集合的模型，適合處理結構化數據；SVM 通過尋找最優的超平面來分類數據，適用於維度較高的數據；而 CNN 是一種深度學習模型，特別適合處理圖像數據。這些差異意味著它們對同一數據集的處理效果和準確性可能大不相同，同時 SVM 模型的參數設置（如 C 值、核函數類型等）會導致模型對某些類別的識別敏感度較高，因此 RF 和 CNN 的濱海濕地的真標籤數量與 SVM 的不同且相差較大。

（二）、方法

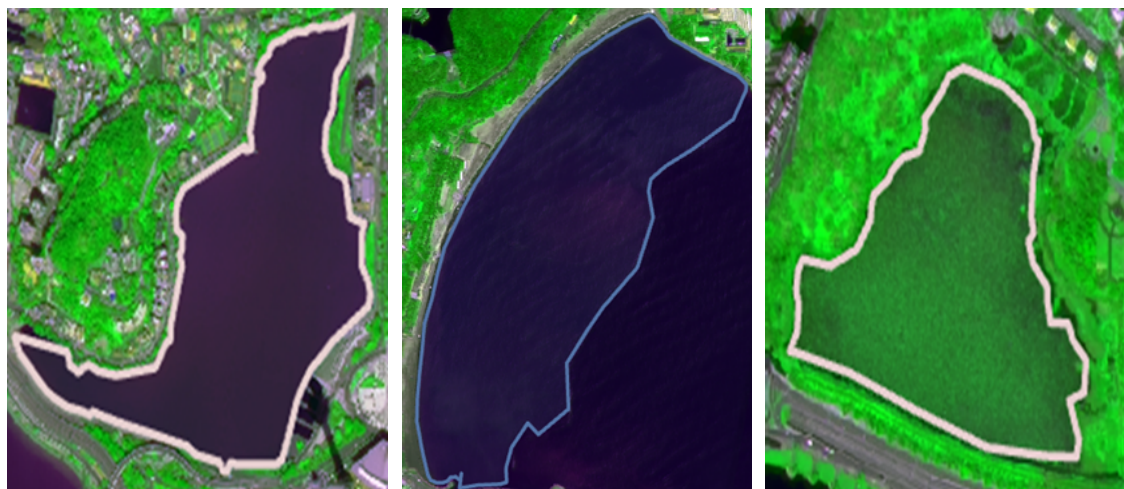
本文採用 CNN，SVM 與 RF 三個模型方法來訓練樣本、獲取模型準確性，並對澳門 GF-2 衛星圖像進行分割，以提取各種類型的濕地。

1、數據預處理

本文中的波段合成方案採用了 342 波段組合方案。使用了 GIS 軟體，如 ERDAS 和 ENVI，對數據集進行了預處理，然後使用 ArcGIS Pro 軟體通過解譯標誌來標注澳門地區的各類濕地，以生成樣本。例如，圖 1（a）是澳門西灣湖，作為人工濕地的樣本，圖 1（b）是澳門的黑沙海灘濕地，作為濱海灘塗濕地的樣本。圖 1（c）展示了澳門龍環葡韻旁的濱海紅樹林濕地。本文使用 ENVI 軟件對 GF-2 遙感圖像進行了輻射校正、大氣校正和正射校正。正射校正的目的是消除地面高程引起的誤差。¹⁴ 在圖像拼接之前，因為可能存在的誤差，使用 ERDAS 軟件對圖像進行了幾何校正。本研究的樣使用 ArcGIS Pro 軟件進行生成。在樣本生成過程中，選擇了 11*11 像素的樣本以更好地匹配訓練模型。由於澳門的地區濱海濕地樣本數量較少，在機器學習樣本的訓練中，使用了下採樣均衡樣本以增強訓練效果。

¹⁴ Shen L, Zhu Z, Jia S, Zhu J, Sun Y, “Discriminative Gabor Feature Selection for Hyperspectral Image Classification,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter* (2013): 29-33.

圖 1 澳門濕地三種類型的解譯標誌



(a) 人工濕地

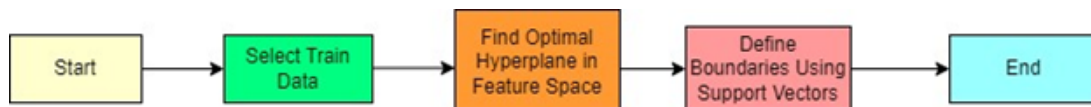
(b) 濱海灘塗濕地

(c) 濱海紅樹林濕地

2、實驗模型

支持向量機（SVM）是一種基於統計學習的維度理論和結構風險最小化原則的分類模型，它是從結構風險最小化的概念中發展而來的相對新興且有潛力的分類模型。支援向量機理論的基本思想是將學習機適應於有限數量的訓練樣本，將輸入空間轉化為高維特徵空間，並在這個高維特徵空間中找到最優的分類超平面，以使原始輸入空間中難以區分的數據在高維特徵空間中變得線性可區分。SVM 的學習策略是間隔最大化，可以形式化為解決凸二次規劃的問題，而 SVM 的學習算法是解決凸二次規劃的最優算法。¹⁵ 在本文中，SVM 模型基於 Scikit-learn 庫，使用網格搜索來找到最優的參數。核函數設置為‘rbf’，gamma 值為 0.125。圖 2 顯示了本研究的 SVM 模型結構。

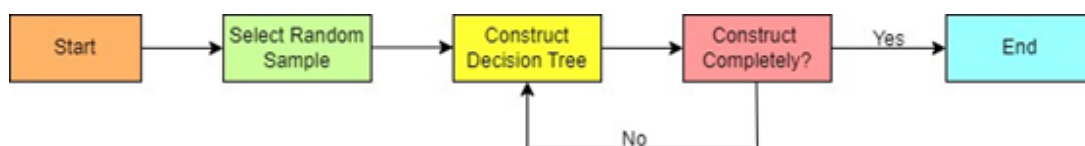
圖 2 SVM 模型結構圖



¹⁵ Li k, Zhao J.S., Lin Y.L., Chen K, Bi R, “Evaluation of Dongchuan Mudslide Susceptibility by RF and SVM Models,” *Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition* (2022): 107-115.

隨機森林算法是一種基於決策樹作為學習器的分類方法，被歸類為 **Bagging** 類型，使用 **CART** 決策樹作為弱學習器，它使用自助取樣方法從原始數據中抽取多個樣本，基於這些樣本構建決策樹模型，同時基於多個決策樹的預測結果（通常是進行投票或取平均值等方式進行處理）來對所有分類器的結果進行統計分析，以得出最終預測。隨機森林算法的過程分為幾個階段：首先，從給定的原始訓練集中選擇一個隨機樣本，為每個樣本創建一個決策樹，然後通過分析獲取每個決策樹的分類結果，接著對每個分類結果進行投票，以確定最終結果。¹⁶ 在本文中，RF 模型基於 Scikit-learn 庫，參數 `n_estimator` 設置為 100，`max_features` 設置為 `sqrt`。圖 3 顯示了本研究的 RF 模型結構。

圖 3 RF 模型結構圖



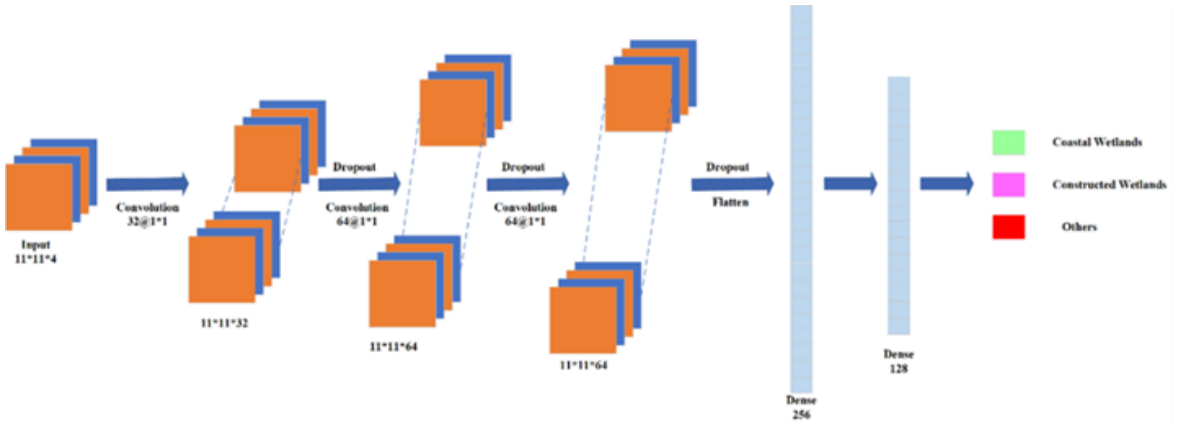
卷積神經網絡（CNN）是一類利用卷積操作的深度神經網絡，用於提取圖像的局部到全域特徵。由於其能夠利用局部到全域特徵，已廣泛用於圖像分析領域。卷積神經網絡（CNN）是一種深度前饋人工神經網絡，通常用於電腦視覺問題，如圖像分類。CNN 與多層感知機（Multi-Layer Perceptron, MLP）網絡有所不同，其區別在於它們使用卷積層、池化和非線性啟動函數：卷積層包含一個濾波器，直觀地說，卷積層用於「滑動」輸入圖像的寬度和高度，並計算相對於權重學習參數的輸入區域的點。卷積層由一個濾波器組成，它直觀地「滑動」輸入圖像的寬度和高度，並計算輸入區域與權重學習參數的點積。因此，池化層根據卷積濾波器的結果減小了輸入圖像的寬度和高度。隨著卷積濾波器結果的減小，模型的參數數量也減少。這一步驟被稱為降採樣。最後，啟動函數用於引入計算中的非線性，常用的啟動函數是 ReLU 啟動函數。啟動函數可以加速隨機梯度下降的收斂。¹⁷ 在本文中，CNN

¹⁶ Lv F.Q., Tang S.H., Li Y.Y., Liu K.Z., “Surface Point Cloud Hole Repair Based on Random Forest Algorithm,” *Radio Engineering* (2022): 1-6.

¹⁷ Dópido I., Li J., Gamba P., Plaza A., “A New Hybrid Strategy Combining Semisupervised Classification and Unmixing of Hyperspectral Data,” *Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* (2014): 3619-3629.

模型基於 Scikit-learn 庫構建，損失函數選擇了 `sparse_categorical_crossentropy`，學習率為 0.001。在本文中，各層的啟動函數使用 ReLU 函數，輸出層使用 Softmax 函數。¹⁸ Epoch 設置為 200。圖 4 顯示了本研究的 CNN 模型結構。¹⁹

圖 4 CNN 模型結構圖



三、結果與討論

本文使用總體準確度 (OA) 和 Kappa 係數來評估模型的分類結果，同時使用用戶準確度和製造商準確度來評估每個類別。用戶準確度指的是在該分類中，正確分類為該類別的測試點所佔的百分比。²⁰ 製造商準確度表示該分類中地面實際數據正確分類的概率。總體準確度 (OA) 表示模型所做預測的準確率。它囊括了所有正確預測在整個資料集中所佔的百分比，可直接衡量模型對濕地景觀進行分類的有效性。它由正確預測（真陽性和真陰性）佔總觀測值的總和決定，如公式（1）所示。

$$OA = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (1)$$

Kappa 系數 (k) 量化了模型預測與實際觀測結果之間的一致性，並考慮了偶然

¹⁸ Allain B.S., Marechal C., Pottier C., “Wetland Water Segmentation Using Multi-angle and Polarimetric Radarsat-2 Datasets,” *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2012): 4915-1917.

¹⁹ Kemker R., Kanan C., “Self-taught Feature Learning for Hyperspectral Image Classification,” *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing* (2017): 2693-2705.

²⁰ Yang L, Yang S, Jin, P, Zhang R, “Semi-supervised Hyperspectral Image Classification Using Spatio-spectral Laplacian Support Vector Machine,” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter* (2014): 651-655.

的隨機一致性。²¹ 從本質上講，它闡明瞭模型的預測與隨機預測相比要好多少，從而更嚴格地揭示了模型的真實性能，如公式（2）所示：

$$\text{Kappa Coefficient} = (\text{Po} - \text{Pe}) / (1 - \text{Pe}) \quad (2)$$

TP（真正例）是屬於類別 1 且被正確預測為類別 1 的樣本數量。

TN（真負例）是不屬於類別 1 且被正確預測為不屬於類別 1 的樣本數量。

FP（假正例）是不屬於類別 1 但被錯誤預測為類別 1 的樣本數量。

FN（假負例）是屬於類別 1 但被錯誤預測為不屬於類別 1 的樣本數量。

Po 是觀察到的一致性比例。

Pe 是預期一致性比例，計算公式如下公式（3）

$$\text{Pe} = (\sum a_i * b_i) / n^2 \quad (3)$$

公式（1）中：

a_i 是第 i^{th} 行邊際總數之和。

b_i 是第 i^{th} 列邊際總數之和。

n 是觀測到的總數。

生產者精度如公式（4）所示：

$$\text{生產者精度} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

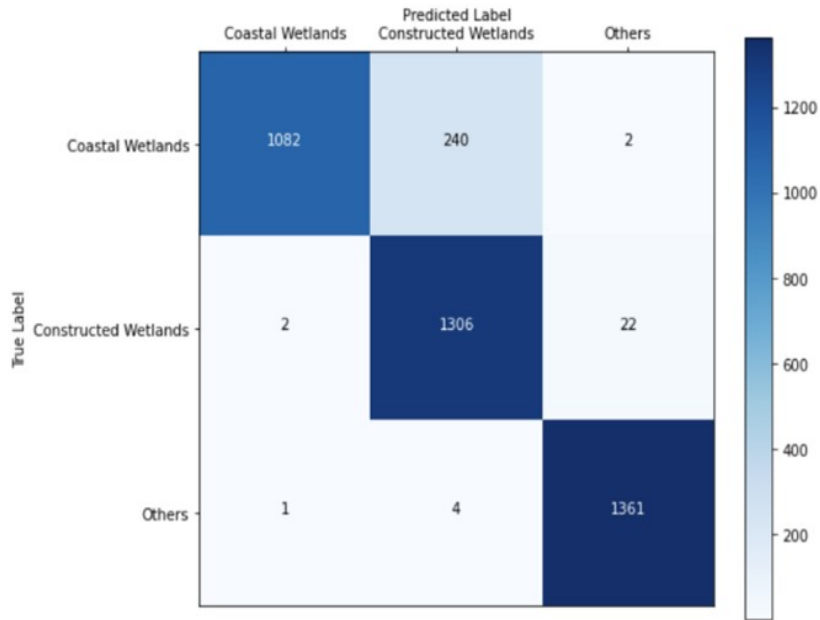
用戶精度如公式（5）所示：

$$\text{用戶精度} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

如下圖所示，圖 5 為通過訓練的 RF 方法預測結果的混淆矩陣。RF 模型的結果中，總體精度（OA）為 0.9941，Kappa 係數為 0.9889。濱海濕地分類的生產者精度為 0.9896，用戶精度為 0.9887；人工濕地的生產者精度為 0.9735，用戶精度為 0.9831；其他類別的生產者精度為 0.9999，用戶精度為 0.9985。

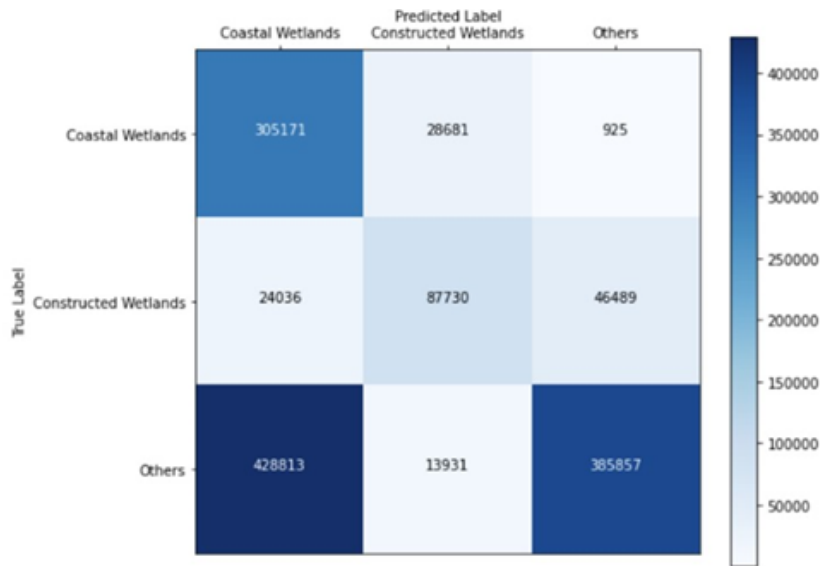
²¹ Pande-Chhetri R, Abd-Elrahman A, Liu T, Morton J, Wilhelm V.L., “Objectbased Classification of Wetland Vegetation Using Very High-resolution Unmanned Air System Imagery,” *European Journal of Remote Sensing* (2017): 564-576.

圖 5 RF 模型混淆矩陣

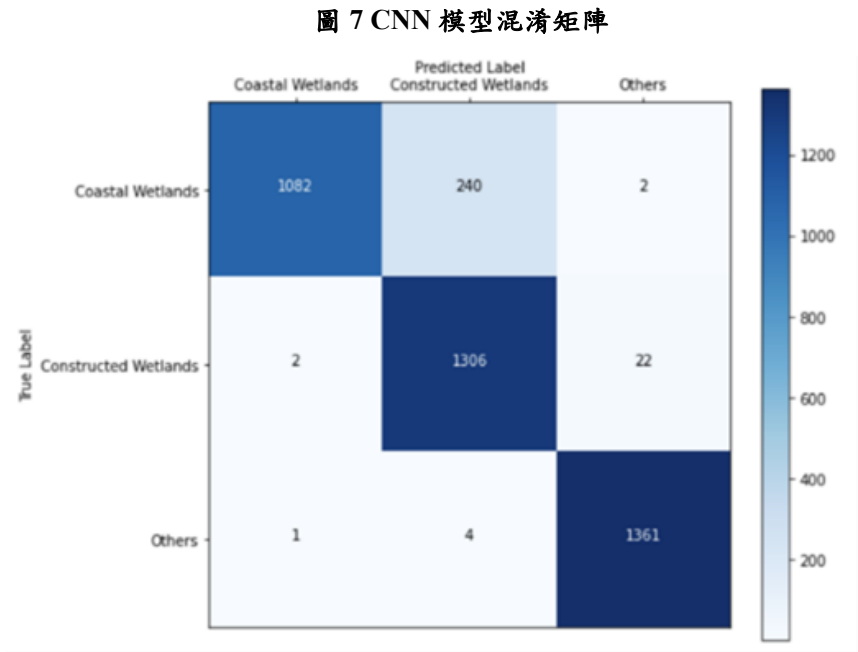


如下圖所示，圖 6 為通過訓練的 SVM 方法預測結果的混淆矩陣。SVM 模型的結果中，總體精度（OA）為 0.5892，Kappa 係數為 0.3555。濱海濕地分類的生產者精度為 0.9116，用戶精度為 0.4026；人工濕地的生產者精度為 0.5544，用戶精度為 0.6731；其他類別的生產者精度為 0.4657，用戶精度為 0.8906。

圖 6 SVM 模型混淆矩陣



如下圖所示，圖 7 為通過訓練的 CNN 方法預測結果的混淆矩陣。CNN 模型的結果中，總體精度（OA）為 0.9325，Kappa 係數為 0.8988。濱海濕地分類的生產者精度為 0.8172，用戶精度為 0.9972；人工濕地的生產者精度為 0.9820，用戶精度為 0.8426；其他類別的生產者精度為 0.9963，用戶精度為 0.9827。



表格 1 顯示了三種模型的 OA 和 Kappa 係數，從圖 5-7 中可以看出，RF 和 CNN 模型的準確率遠遠高於 SVM 模型。

表 1 三種模型的評價指標

	RF	SVM	CNN
OA	0.9941	0.5892	0.9325
Kappa係數	0.9889	0.3555	0.8988

以下圖 8（a）為澳門濕地的高分二號（GF-2）原始遙感圖像，而圖 8（b）、圖 8（c）、圖 8（d）顯示了通過 CNN、RF、SVM 三種模型訓練和圖像分割後的澳門濕地分割結果。在圖 8（b）、圖 8（c）、圖 8（d）中，圖像中的藍色部分代表濱海濕地，綠色部分代表人工濕地。其中圖 8（b），CNN 模型的分割結果可以通過目視解

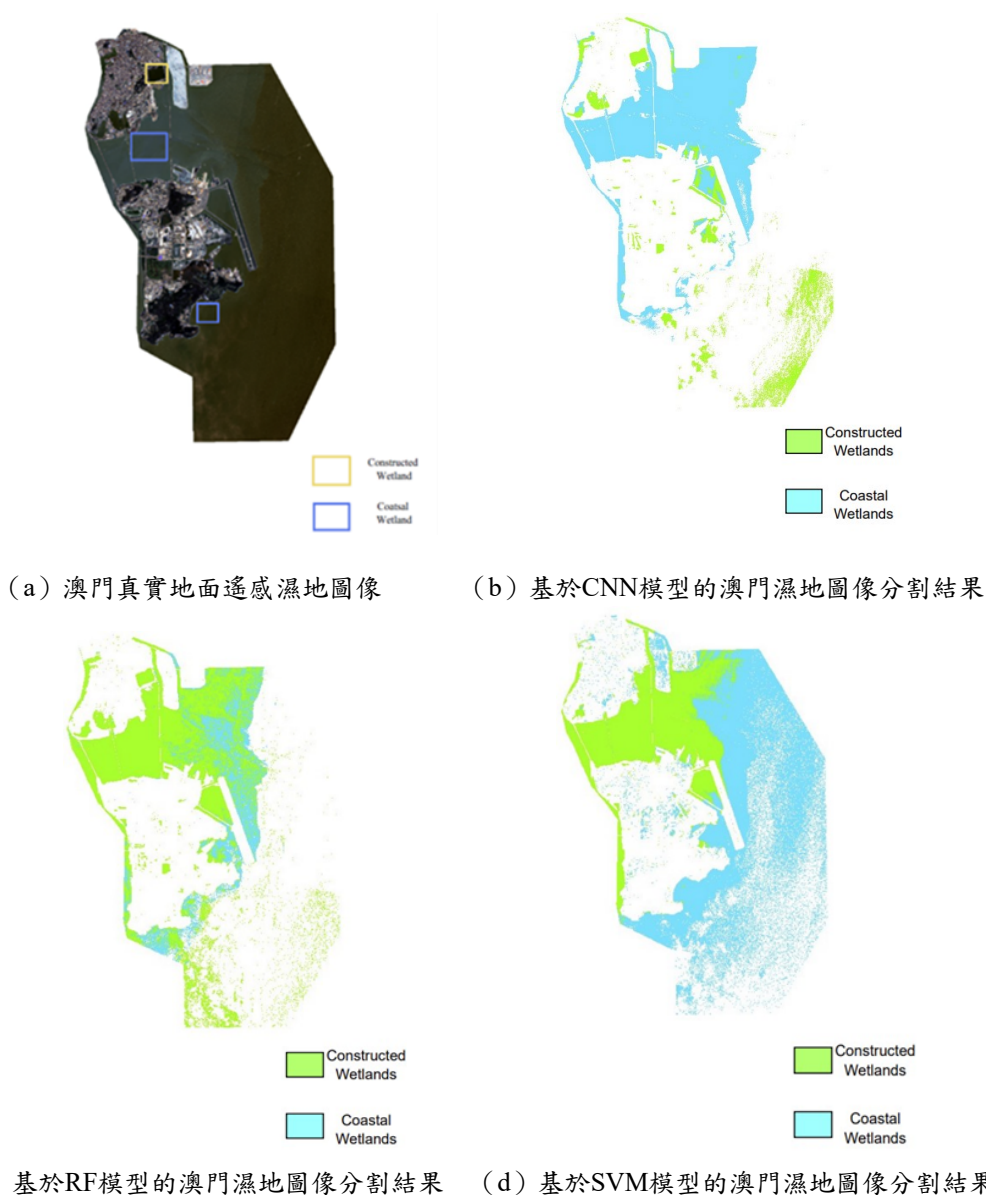
譯看出分割結果基本正確，特別是在澳門半島，像西灣湖和南灣湖等人工濕地被準確分類，至於氹仔和路環島，結果也大體準確，黑沙灣等濱海濕地也被準確地提取出來。然而，氹仔島海域中海拔超過 6 米的一些區域，分割結果應該為其他類別，但卻被錯誤地分類為人工濕地。造成這部分樣本誤分類的可能是，遙感圖像在拍攝期間，一些區域的原始數據上方有雲層，這可能會導致一些不準確的結果，此外，在這個實驗中使用的三景圖像數據質量不均，其中兩個場景的影像質量相對較差。²² 這些因素可能導致誤差。同時模型訓練中的過擬合現象也可能導致了預測結果有一定的偏差。²³ 此外，澳門機場填海區的池塘屬於人工建設的濕地，但由於該區域曾經是海域，經歷了人工填海的過程，因此部分區域被錯誤地分類為沿海濕地是正常的。²⁴ 圖 8 (c) 和圖 8 (d) 顯示了 RF 和 SVM 的分割結果，從這兩幅圖中可以看出，大量的沿海濕地被錯誤分類為人工建設的濕地，例如圖 8 (c) 中的澳門半島和氹仔島之間的內海，以及圖 8 (c) 中的黑沙海灘。在圖 8 (c) 和圖 8 (d) 中，大多數海拔超過海平面 6 米的區域也被錯誤地識別為沿海濕地。

²² Lin X.F., Cheng Y., Chen G., Chen W.J., Chen R., Gao D.M., Zhang Y.L., Wu Y.B., “Semantic Segmentation of China’s Coastal Wetlands Based on Sentinel-2 and Segformer,” *Remote Sensing* (2023): 1-21; Zhao W., Guo Z., Yue J., Zhang X., Luo L., “On Combining Multiscale Deep Learning Features for the Classification of Hyperspectral Remote Sensing Imagery,” *International Journal of Remote Sensing* (2015): 3368-3379.²³ Li C., Cui H.W., Tian X.L., “A Novel CA-RegNet Model for Macau Wetlands Auto Segmentation Based on GF-2 Remote Sensing Images,” *Applied Sciences* (2023): 12178.

²³ Li C., Cui H.W., Tian X.L., “A Novel CA-RegNet Model for Macau Wetlands Auto Segmentation Based on GF-2 Remote Sensing Images,” *Applied Sciences* (2023): 12178.

²⁴ Allain B.S., Marechal C., Pottier C., “Wetland Water Segmentation Using Multi-angle and Polarimetric Radarsat-2 Datasets,” 4915-1917.

圖 8 澳門濕地圖像分割結果



綜上所述，CNN 模型的準確性以及分割圖像的質量相較於過往對澳門地區濕地遙感圖像分割的研究有了明顯的提升，改進了過往研究對路環島海域海平面 6m 以內的濱海濕地提取不完整的問題以及氹仔島與澳門本島之間內海正確分類為濱海濕地的問題。²⁵ 總體精度（OA）達到 93.25%，雖然對照組 RF 模型的 OA 指標也很

²⁵ Li C, Cui H.W., Tian X.L., “Remote Sensing Image Segmentation of Wetlands in Macau Based on Machine Learning,” *Journal of Physics: Conference Series* (2023): 012006.

高，但是經過目視解譯分析，CNN 模型的分割結果圖大體準確，質量較高，遠好於 SVM 與 RF 模型的分割結果，尤其是在氹仔島和澳門半島之間的內海海域，該地區目視解譯為濱海濕地，但是 RF 和 SVM 模型識別為大量人工濕地，而 CNN 模型的分割結果正確為濱海濕地。同時路環島海域 SVM 和 RF 模型在海平面 6m 以外地區本應該識別為其他類，卻被誤分類為大量的濱海濕地以及人工濕地，而 CNN 模型雖然在該區域仍然有誤差，但是效果遠遠好於 RF 和 SVM 模型，因此證明 CNN 方法在澳門濱海濕地和人工濕地的圖像分割中具有可靠性。同時相較於 SVM 模型，RF 和 CNN 模型能夠更好地處理圖像資料中的高維特徵和複雜模式。RF 通過集成多個決策樹，減少過擬合，提高泛化能力。CNN 通過深層結構和卷積層自動提取圖像特徵，優化特徵表示。相比之下，SVM 在處理大規模高維資料時可能面臨維度災難，且在特徵提取方面不如 CNN 自動和有效。²⁶

四、總結

本文使用卷積神經網絡（CNN）方法對澳門不同類型的濕地進行了圖像分割，同時使用支持向量機（SVM），隨機森林（RF）模型進行對照實驗。使用總體精度（OA）和 Kappa 係數來評估分割結果，結果顯示 CNN 模型的 OA 為 0.9325，Kappa 係數為 0.8988，RF 模型的 RF 模型的總體精度（OA）為 0.9941，Kappa 係數為 0.9889。但是綜合分割結果圖像的目視分析顯示，CNN 模型的分割結果最好，且大致準確，質量較高，證明瞭該方法的有效性與可靠性。在未來，我們將考慮將其他深度學習模型應用於濕地圖像分割和遙感信息提取研究，並嘗試提高澳門遙感濕地圖像分割的準確性，探索深度學習在其他遙感研究領域的適用性。

²⁶ Mainali K, Evans M, Saavedra D, Mills E, Madsen B, Minnemeyer S, “Convolutional Neural Network for High-resolution Wetland Mapping with Open Data: Variable Selection and the Challenges of a Generalizable Model,” *Science of The Total Environment* (2023): 160622.

徵引書目

- [1] Ezong R, Xuezhi F, Pengfeng X, Weishou S, “Identification of Wetland Based on Machine Learning Rule Inferring.” *Scientia Geographica Sinica* (2005): 6731-6736.
- [2] Nunziata F, Ferrentino E, Marino A, Buono A, Migliaccio M, “Monitoring Harsh Costal Environments Using Polarimetric SAR Data: The Case of Solway Firth Wetlands.” *IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing IGARSS* (2020): 4019-4022.
- [3] Dong F, Yang F, Liu Z.H., Wang X, “Spatial Distribution of Wetland Vegetation Biomass in the Longhu Area Using GF-2 data.” *2018 International Conference on Construction, Aviation and Environmental Engineering* (2019): 042042.
- [4] Zhang L, Du B, “Deep Learning for Remote Sensing Data: A Technical Tutorial on the State of the Art.” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* (2016): 22-40.
- [5] Li Y.F., Wang C, Wright A, Liu H.Y., Zhang H.B., Zong Y, “Combination of GF-2 High Spatial Resolution Imagery and Land Surface Factors for Predicting Soil Salinity of Muddy Coasts.” *Catena*. (2021): 105304.
- [6] Gina L, Saby L, Band E, Goodall L, “Effects of LiDAR DEM Smoothing and Conditioning Techniques on a Topogra-phy-based Wetland Identification Model.” *Water Resources Research* (2019): 4343-4363.
- [7] Hosseiny B, Mahdianpari M, Brisco B, Mohammadimanesh F, Salehi B, “WetNet: A Spatial-Temporal Ensemble Deep Learning Model for Wetland Classification Using Sentinel-1 and Sentinel-2.” *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*. (2021): 4406014.
- [8] Huang L, Jiang B, Lv S, Liu Y, Fu Y, “Deep Learning-based Semantic Segmentation of Remote Sensing Images: A Survey.” *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* (2023).
- [9] Jiao L.L., Sun W.W., Yang G., Ren G.B., Liu Y.N., “A Hierarchical Classification Framework of Satellite Multispec-tral/Hyperspectral Images for Mapping Coastal

- Wetlands.” *Remote Sensing* (2019): 2238.
- [10] Hu Q, Woldt W, Neale C, Zhou Y.Z., Drahota J., Varner D, Bishop A, LaGrange T, Zhang L.G., Tang Z.H., “Utilizing Unsupervised Learning, Multi-view Imaging, and CNN-based Attention Facilitates Cost-effective Wetland Mapping.” *Remote Sensing of Environment* (2021): 112757.
- [11] Huang Y, Peng J.T., Chen N, Sun W.W., Du Q, Ren K, Huang K, “Cross-scene Wetland Mapping on Hyperspectral Remote Sensing Images Using Adversarial Domain Adaptation Network.” *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (2023): 37-54.
- [12] Wu G, et al., “Automatic Building Segmentation of Aerial Imagery Using Multi-Constraint Fully Convolutional Networks.” *Remote Sensing* (2018).
- [13] Imani M, Ghassemian H, “Boundary Based Supervised Classification of Hyperspectral Images with Limited Training Samples.” *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. (2013): 203-207.
- [14] Dumoulin V, Visin F, “A Guide to Convolution Arithmetic for Deep Learning.” *arXiv Preprint arXiv1603.07285* (2016).
- [15] Kong Q.N., “Discussion on the Methods for Multi-source Remote Sensing Image Fusion.” *Geomatics and Spatial Information Technology* (2008): 108-113.
- [16] Shen L, Zhu Z, Jia S, Zhu J, Sun Y, “Discriminative Gabor Feature Selection for Hyperspectral Image Classification.” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter*. (2013): 29-33.
- [17] Li k, Zhao J.S. Lin Y.L., Chen K, Bi R, “Evaluation of Dongchuan Mudslide Susceptibility by RF and SVM Models.” *Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition* (2022): 107-115.
- [18] Lv F.Q., Tang S.H., Li Y.Y., Liu K.Z., “Surface Point Cloud Hole Repair Based on Random Forest Algorithm.” *Radio Engineering* (2022): 1-6.
- [19] Dópidio I, Li J, Gamba P, Plaza A, “A New Hybrid Strategy Combining Semisupervised Classification and Unmixing of Hyperspectral Data.” *Journal of*

- Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* (2014): 3619-3629.
- [20] Allain B.S., Marechal C, Pottier C, “Wetland Water Segmentation Using Multi-angle and Polarimetric Radarsat-2 Datasets.” *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2012): 4915-1917.
- [21] Kemker R, Kanan C, “Self-taught Feature Learning for Hyperspectral Image Classification.” *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing* (2017): 2693-2705.
- [22] Yang L, Yang S, Jin P, Zhang R, “Semi-supervised Hyperspectral Image Classification Using Spatio-Spectral Laplacian Support Vector Machine.” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letter* (2014): 651-655.
- [23] Pande-Chhetri R, Abd-Elrahman A, Liu T, Morton J, Wilhelm V.L., “Objectbased Classification of Wetland Vegetation Using Very High-resolution Unmanned Air System Imagery.” *European Journal of Remote Sensing* (2017): 564-576.
- [24] Lin X.F., Cheng Y, Chen G, Chen W.J., Chen R, Gao D.M., Zhang Y.L., Wu Y.B., “Semantic Segmentation of China’s Coastal Wetlands Based on Sentinel-2 and Segformer.” *Remote Sensing* (2023): 1-21.
- [25] Zhao W, Guo Z, Yue J, Zhang X, Luo L, “On Combining Multiscale Deep Learning Features for the Classification of Hyperspectral Remote Sensing Imagery.” *International Journal of Remote Sensing* (2015): 3368-3379.
- [26] Li C, Cui H.W., Tian X.L., “A Novel CA-RegNet Model for Macau Wetlands Auto Segmentation Based on GF-2 Remote Sensing Images.” *Applied Sciences* (2023): 12178.
- [27] Allain B.S., Marechal C, Pottier C, “Wetland Water Segmentation Using Multi-angle and Polarimetric Radarsat-2 Datasets.” *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* (2012): 4915-1917.
- [28] Li C, Cui H.W., Tian X.L., “Remote Sensing Image Segmentation of Wetlands in Macau Based on Machine Learning.” *Journal of Physics: Conference Series* (2023): 012006.

- [29] Mainali K, Evans M, Saavedra D, Mills E, Madsen B, Minnemeyer S, “Convolutional Neural Network for High-resolution Wetland Mapping with Open Data: Variable Selection and the Challenges of a Generalizable Model.” *Science of The Total Environment* (2023): 160622.

致謝辭

The authors are grateful to the support of Department of Education of Guangdong Province “Innovation and Strengthening Project” Scientific Research Project (Scientific Research Platform and Project of Guangdong College and Universities, 2021KTSCX176). We would like to thank the reviewers for their valuable comments on improving this draft.

第一作者簡介

李承，澳門科技大學創新工程學院計算機科學與工程學院本科生，研究方向為機器學習，遙感圖像處理等

通訊地址：澳門科技大學創新工程學院計算機科學與工程學院

通訊電郵：2009853vi011006@student.must.edu.mo

通訊作者簡介

田小林，澳門科技大學創新工程學院計算機科學與工程學院教授，澳門科技大學月球與行星科學國家重點實驗室兼職教授，研究方向為模式識別，數字圖像處理等

通訊地址：澳門科技大學創新工程學院計算機科學與工程學院

通訊電郵：xltian@must.edu.mo

崔瀚文，澳門科技大學月球與行星科學國家重點實驗室博士後，珠海科技學院計算機科學學院講師，研究方向為空間數據挖掘，空間認知，圖像智能識別和分類等

通訊地址：澳門科技大學月球與行星科學國家重點實驗室

通訊電郵：hwcui@must.edu.mo; hwcui@zcst.edu.cn

世漢學會國際中文教育研究專欄

The Column of the International Society for Chinese Language Teaching



此專欄係教育部中外語言交流合作中心、世界漢語教學學會與《澳門科技大學學報》編輯部合作設立，並由教育部中外語言交流合作中心資助，特此鳴謝。

教育部中外語言交流合作中心 簡介

中外語言交流合作中心（簡稱「語合中心」，英文名稱 Center for Language Education and Cooperation，簡稱 CLEC）隸屬於中國教育部，是發展國際中文教育事業的專業公益教育機構，致力於為世界各國民眾學習中文、瞭解中國提供優質的服務，為中外語言交流合作、世界多元文化互學互鑒搭建友好協作的平臺。

語合中心的主要職能為發展國際中文教育與促進中外語言交流合作提供服務，統籌建設國際中文教育資源體系，參與制定國際中文教育相關標準並組織實施；支持國際中文教師、教材、學科等建設和學術研究；組織實施國際中文教師考試、外國人中文水準系列考試，開展相關評估認定；運行漢語橋、新漢學、獎學金等國際中文教育相關項目；開展中外語言交流合作等。

世界漢語教學學會 簡 介

世界漢語教學學會（簡稱「世漢學會」，英文名稱 The International Society for Chinese Language Teaching）成立於 1987 年 8 月 14 日，是經中華人民共和國民政部登記註冊的國際社會組織和非營利性民間學術團體，主管單位為中華人民共和國教育部，秘書處設在教育部中外語言交流合作中心（北京市西城區德勝門外大街 129 號 401）。2011 年 10 月與聯合國教科文組織建立合作關係，會員遍佈全球 79 個國家和地區，主要由世界各地從事漢語教學、研究和推廣的人士及相關機構組成。

學會宗旨是遵守中華人民共和國憲法、法律、法規和國家政策，遵守社會道德風尚；促進國際漢語教學、研究和推廣；加強世界各地漢語教學與研究者之間、機構之間的聯繫。

學會理事會為議事決策機構。歷任會長為朱德熙、呂必松、陸儉明、許嘉璐等，現任會長於 2019 年 12 月當選，為天津師範大學校長鍾英華教授。第十一屆理事會由來自 31 個國家和地區的國際中文教育學術團體、各國高等院校及中文專業院系、著名漢學家、具有較高聲望的學術帶頭人、世漢學會創會會員、永久會員和普通會員等 65 位理事（單位）組成。