

基於混合 2D 卷積神經網路之高光譜影像分類研究

Chia-Hsien Lin (林家賢)

國立中山大學應用數學所

摘要

本研究旨在針對高光譜影像中的像素進行分類，期望在僅使用少量訓練像素的情況下，對目標影像區域進行穩定且可重複的預測，以應對實務上資料標註困難的挑戰。與一般影像分類模型不同，光譜影像的分類具有高度資料依賴性，因此難以訓練出一個通用的最佳模型，能夠對不同性質的資料集皆提供穩健的分類效果。

在傳統方法中，為了將像素分類問題轉化為適用於卷積神經網路的形式，許多研究者採用轉導學習 (Transductive Learning)，透過降維技術壓縮高光譜影像，再設定合適的窗口大小 (Window Size)，切割出各個像素的影像表達式，並將其輸入卷積神經網路進行訓練與驗證。

然而，此類方法可能導致訓練、測試及驗證影像塊之間的表達式重疊，使得在較高訓練比例 (如 25%、30%) 時，模型的分類效果過於樂觀，影響實際應用的泛化能力。為解決像素塊洩漏 (patch leakage) 問題，本研究提出基於歸納式學習 (Inductive Learning) 的策略，確保訓練、測試與驗證像素的影像表達式互不重疊，進而提升模型的泛化能力。

此外，有鑑於大型卷積神經網路架構 (如 Xception Net、JigsawNet) 及 3D 卷積混合網路雖然具備一定的分類效能，但因參數量龐大、訓練時間冗長之困境，促使我們針對這些架構進行改良。因此，本研究會基於 TensorFlow 框架，針對兩種學習方法，分別設計三種輕量級 2D 卷積神經網路混合架構，其中兩種針對轉導學習設計，一種針對歸納式學習設計，以提升分類效率並大幅減少訓練時間。

為驗證所提方法的效能，本研究使用標準資料集 Indian Pines 進行實驗。實驗結果顯示，採用歸納式學習時，僅使用 15% 訓練資料、15% 驗證資料、70% 測試資料，即能在最適架構下達到接近 98% 的平均準確率；而在轉導學習模式下，僅使用 10% 訓練資料、10% 驗證資料、80% 測試資料，兩個最適架構皆能達到接近或超越 98% 的平均準確率。此外，與文獻中之大型網路與 3D 卷

積混合網路相比，所提出之三種輕量級混合架構能顯著縮短平均訓練時間，展現優異的效率與準確率平衡表現。

關鍵詞：高光譜影像分類、影像分割、卷積神經網路、監督式學習、轉導學習、歸納式學習