

水土保持局專題討論分享

整合多時序雷達影像與紋理資訊進行 崩塌地長時距監測

姜壽浩 副教授

國立中央大學太空及遙測研究中心

Shou-Hao (Gilbert) Chiang

Center for Space and Remote Sensing Research

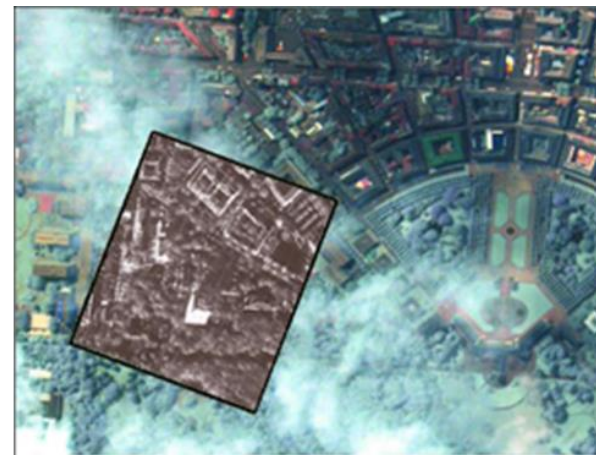
National Central University

Phone: +886-3-4227151 ext. 57667

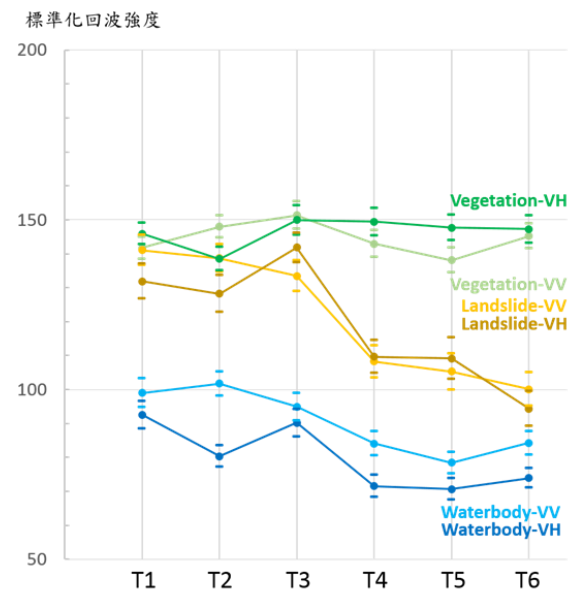
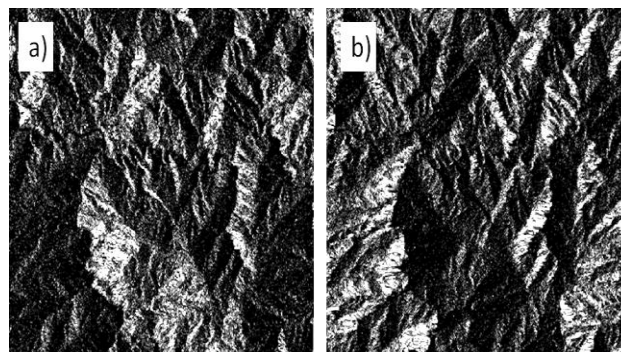
E-mail: gilbert@csrsr.ncu.edu.tw

背景與研究問題

- 在崩塌災害的防治工作上，不同於光學影像，雷達影像可適用在多雲霧的氣候條件下，更突顯了雷達遙測資料的應用價值。
- 108年新創計畫—應用多時序雷達資料進行崩塌判釋主要成果
 - 應用雷達訊號的時序特徵以及空間特徵可對崩塌地進行有效判釋(正確率>75%)
 - 多時序雷達影像
 - 多紋理雷達影像
- 問題
 - 山區地形陰影區校正
 - 多時序資料的標準化

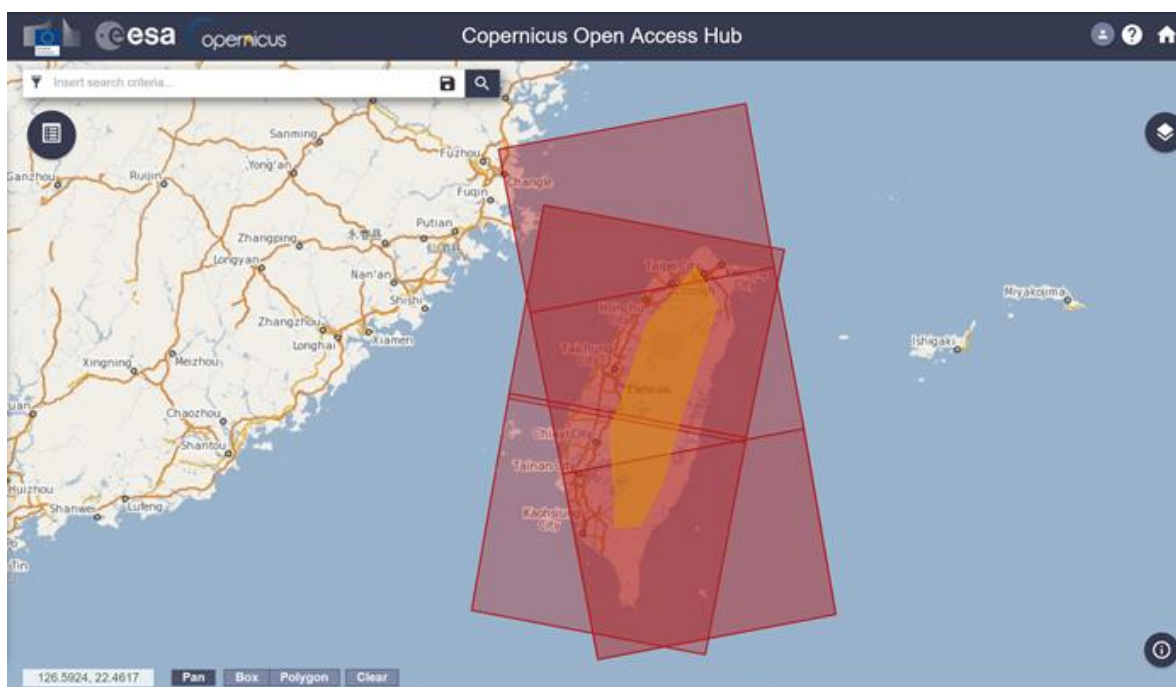


Source: Cassidian radar, Eurimage optical



免費雷達資料EAS Sentinel-1的應用

- 臺灣地區的Sentinel-1影像空間解析度於約為10公尺，再返週期為12天。
- EAS Sentinel-1為C-band資料，有VV及VH兩種極化模式。有升軌(ascending)及降軌(descending)兩種姿態。
- 台灣地區可就涵蓋範圍來說，Sentinel-1A的升軌模式僅需三幅影像，降軌模式(descending)則僅需二幅影像來涵蓋台灣全島範圍。



EAS Open Hub影像下載頁面：<https://scihub.copernicus.eu/dhus>

研究目的

- 本研究目的為發展以雷達影像為基礎之崩塌判釋方法，藉由整合雷達訊號的時序特徵以及空間特徵，以應用於長時距的崩塌監測。
 - **步驟一：資料收集**
 - 針對研究區收集研究崩塌事件之多時序雷達影像，並收集各事件前、後期的光學影像影像，進行崩塌地人工判釋，作為後續驗證崩塌判釋成果，正確率計算之用。
 - **步驟二：山區陰影校正與多時序資料標準化**
 - 利用試驗區之多時期雷達影像，進行山區陰影校正與多時序資料標準化，檢視其成效。
 - 試驗不同時距的多時序影像搭配，以建構有效的長時距監測方案。
 - **步驟三：方法驗證**
 - 選取一選取獨立研究區進行崩塌判釋方法與持續性崩塌監測之試驗。

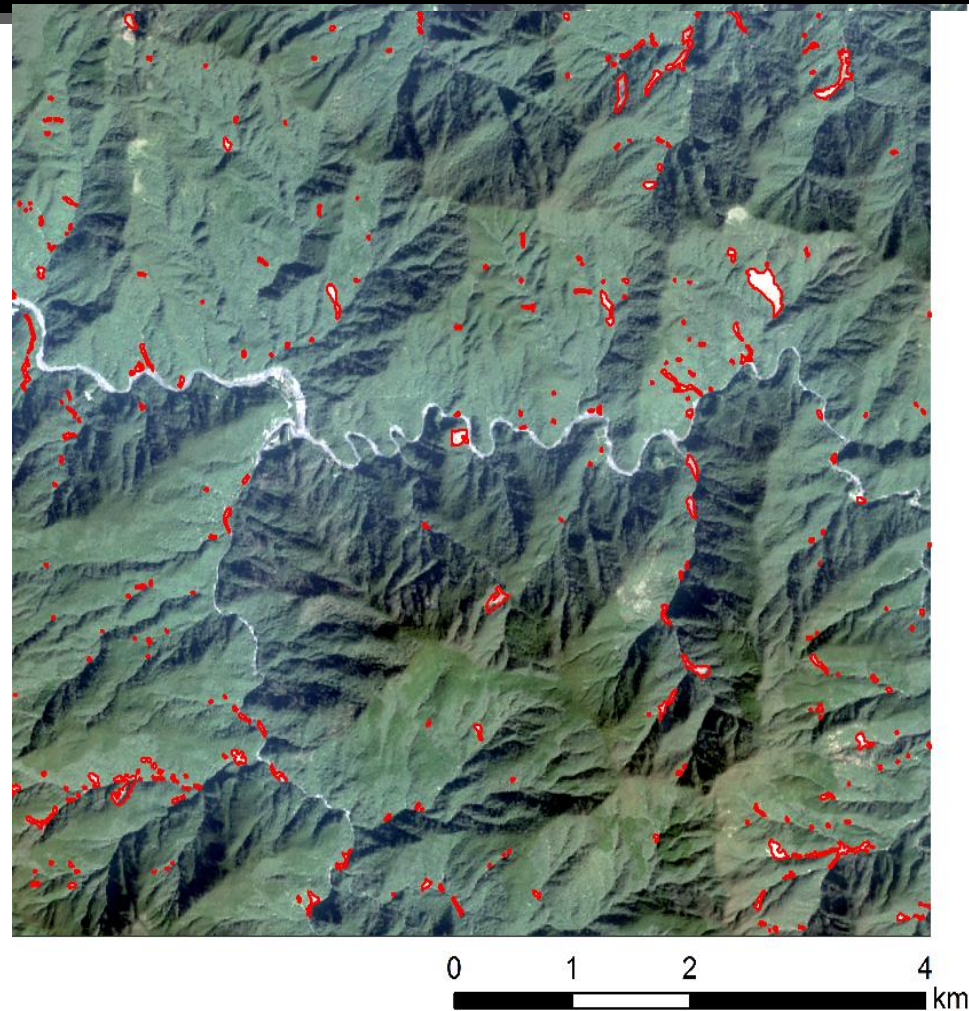
研究區影像資料收集

- Sentinel-1 C-band，極化資料：VV、VH (地面解析度 10 m)
 - 試驗事件：2015年蘇迪勒颱風事件 (8月8日)
 - 地點：台灣北部山區新店溪水系上游桶後溪
 - 影像日期：
 - 事件前期：2015/08/06(升軌)、2015/07/25(降軌)
 - 事件後期：2015/08/18(升軌)、2015/08/21(降軌)
 - 驗證事件：2016年0611豪雨事件(6月11日)
 - 地點：台灣南部山區高屏溪流域上游及曾文溪流域上游山區
 - 影像日期：
 - 事件前期：2016/06/01(升軌)、2016/06/04(降軌)
 - 事件後期：2016/07/19(升軌)、2016/07/22(降軌)

試驗區影像資料-蘇迪勒颱風



災前 SPOT6
2014/09/30

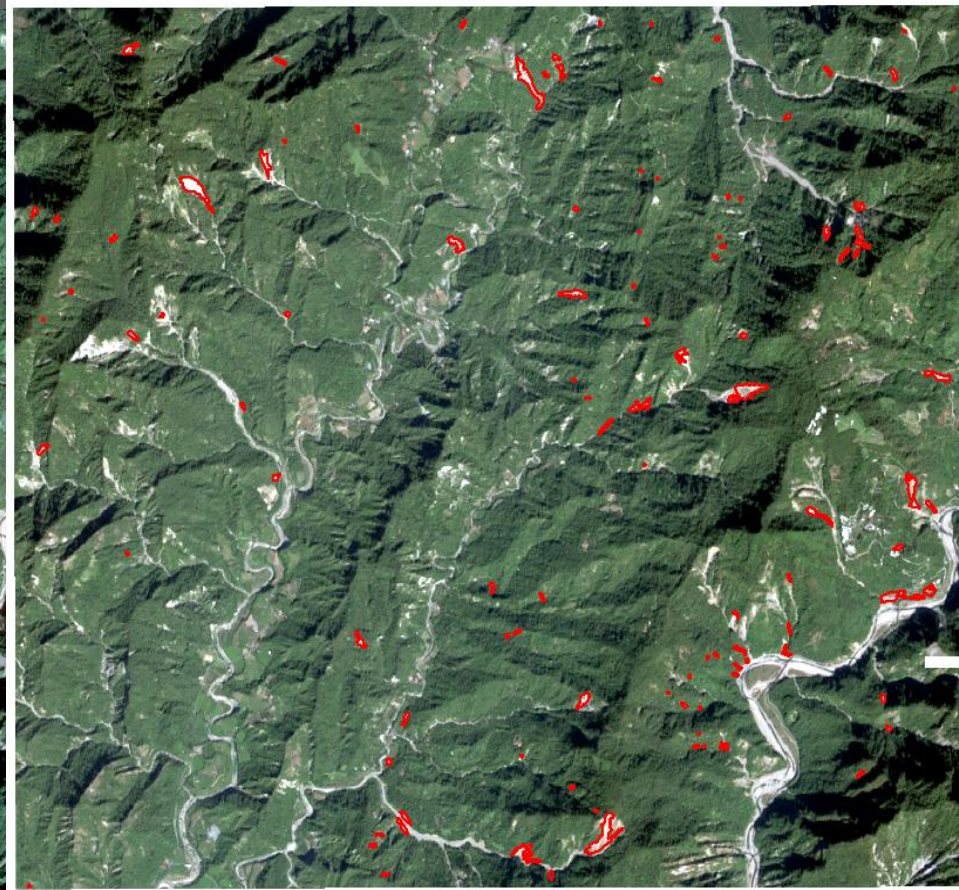


災後 SPOT6
2016/02/08

驗證區影像資料-0611豪雨



災前 SPOT7
2015/11/28



0 1 2 4 km

災後 SPOT6
2016/11/19

• 地形陰影校正

- 方法為配合DEM資料模擬衛星觀測姿態之山影(hillshading)狀態，將之轉換至光源於天頂之山影狀態，最後將升軌及降軌模式影像進行融合。若相近日期的兩幅升軌及降軌影像之間若沒有其他事件造成地表的變化，則其回波強度應為相近。

$$\sigma(\phi_s, \theta_{\perp}) = \Omega \times \sigma(\phi_s, \theta_s)$$

$$I = k \cdot \{\cos(\theta) \cdot \cos(\phi) + \sin(\theta) \cdot \sin(\phi) \cdot \cos(\theta - \omega)\}$$

$$\Omega = \frac{I(\phi_s, \theta_{\perp})}{I(\phi_s, \theta_s)}$$

σ = Backscattering

ϕ_s = Azimuth of satellite

θ_{\perp} = Altitude

θ_s = Incident angel of satellite

ϕ = Slope

ω = Aspect

$$\sigma_{ij}^{fusion} = \min_{\omega} \{ \sigma_{ij}^{as}(\phi_s, \theta_{\perp}), \sigma_{ij}^{ds}(\phi_s, \theta_{\perp}) \}$$

• 多時序影像標準化

- 利用標準化交互相關指標(Normalized cross-correlation, NCC)之方法進行資料時序資料的標準化，意即使用影像匹配技術找尋多時期影像之匹配點。

$$\text{Correl}(u, v) = \frac{\sum_{x,y} [\sigma(x, y) - \bar{\sigma}_{u,v}] [\mu(x - u, v - v) - \bar{\mu}]}{\sqrt{\sum_{x,y} [\sigma(x, y) - \bar{\sigma}_{u,v}]^2 \sum_{x,y} [\mu(x - u, v - v) - \bar{\mu}]^2}}$$

- 整合型崩塌地判釋方法

- 標準化的差異指標—Normalized Difference Sigma-naught Index (NDSI)計算

$$NDSI = \frac{\sigma_{master} - \sigma_{slave}}{\sigma_{master} + \sigma_{slave}}$$

- 影像紋理計算

| 影像紋理 | 說明 | 計算公式 |
|-------------|---------------|---|
| Contrast | 量化單元內訊號對比程度 | $\sum_i \sum_j (i - j)^2 P[i, j]$ |
| Homogeneity | 量化單元內訊號的均質程度 | $\sum_i \sum_j \frac{P[i, j]}{1 + i - j }$ |
| Entropy | 量化單元內訊號的隨機程度 | $-\sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j]$ |
| Energy | 量化單元內訊號能量變化強度 | $\sum_i \sum_j P^2[i, j]$ |

* $P[i, j]$ 由灰度共生矩陣(gray-level co-occurrence matrices, glcm)決定

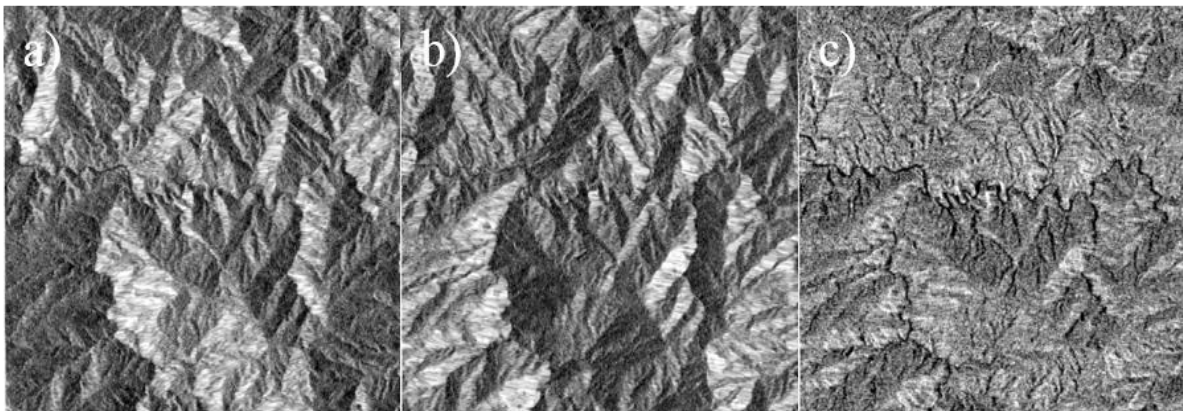
- 合併多時序影像以及紋理影像，利用機器學習方法—支持向量機進行崩塌判釋

- 長時距監測方案

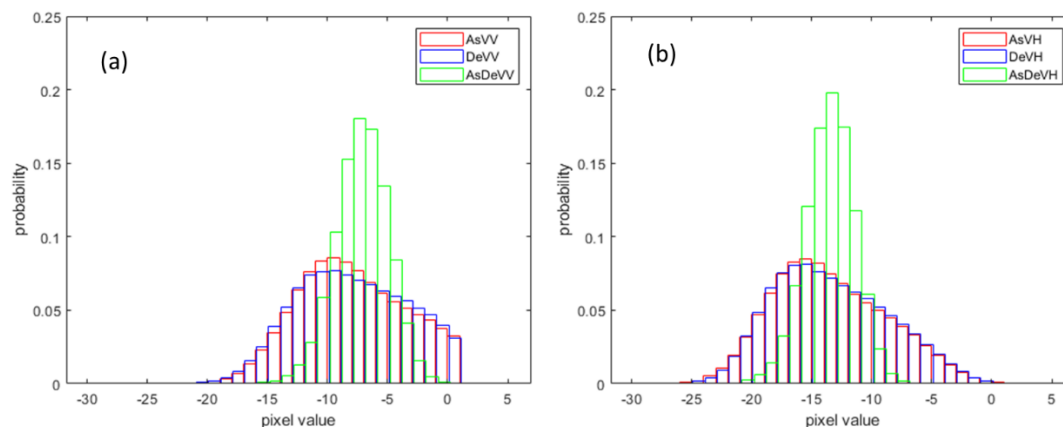
- 使用多期的事件前影像，搭配一幅事件後最近期之影像資料，其目的為試驗在災後一旦影像可取得的情形下，來執行崩塌地的判釋。
- 比較下列組合以得到較佳的多時序影像組合方案
 - (1)事件前一幅
 - (2)事件前二幅
 - (2)事件前三幅

研究成果：地形陰影校正

- 成果顯示明顯消除了山區地形造成的回波訊號不均的問題。



- 分析影像校正前後之回波強度分布情形可以發現，不論是升軌(As)或降軌(De)資料，在影像校正前有較多的高值(影像中的亮區)及低值(影像中的暗區)，而在影像校正融合後(AsDe)則分布集中，成常態分布。



研究成果：地形陰影校正

- 本研究使用災前及災後兩組迴波強度數據進行成對T檢定(T-test)以驗證崩塌之迴波強度是否於事件後會降低(P-value<0.05)。
 - 融合影像較非融合影像顯示出了較為顯著的回波強度變化，
 - 0.1公頃以下之崩塌地的區判效果均不佳。

VH 崩塌地回波強度變化 T-test 統計表

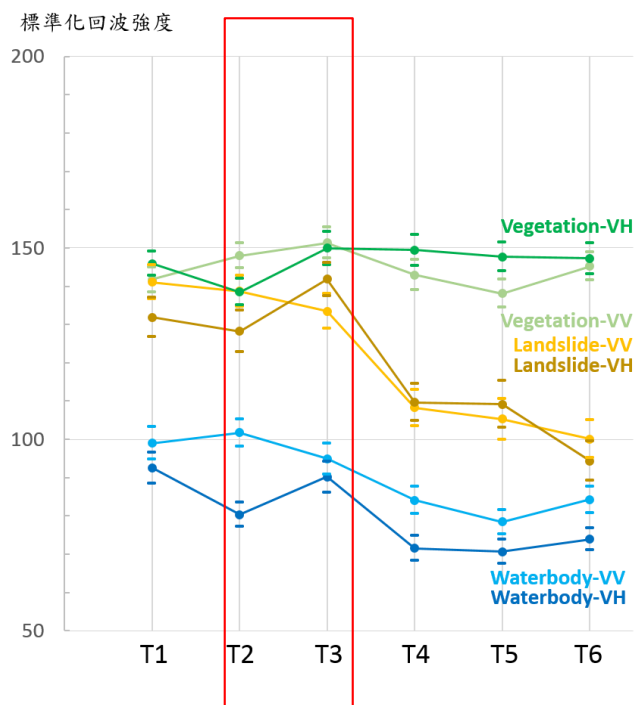
| 類型 崩塌面積 | p-value | | | | | | |
|------------|-----------------|-------|-------|------------------|--------|-------|----------|
| | 升軌模式(Ascending) | | | 降軌模式(Descending) | | | 融合 影像 |
| | 不分側 | 亮面側 | 暗面側 | 不分側 | 亮面側 | 暗面側 | |
| 全部 | 0.079 | 0.187 | 0.118 | 0.091 | 0.067 | 0.152 | <0.05 |
| 1 公頃以上 | <0.05 | - | <0.05 | <0.05 | <0.01 | - | <0.01 |
| 0.5-1 公頃 | 0.159 | - | 0.159 | <0.01 | <0.01 | - | <0.01 |
| 0.1-0.5 公頃 | 0.147 | 0.267 | 0.15 | 0.123 | <0.352 | 0.263 | <0.01 |
| 0.1 公頃以下 | 0.187 | 0.267 | 0.406 | 0.271 | 0.448 | 0.056 | 0.07 |

VV 崩塌地回波強度變化 T-test 統計表

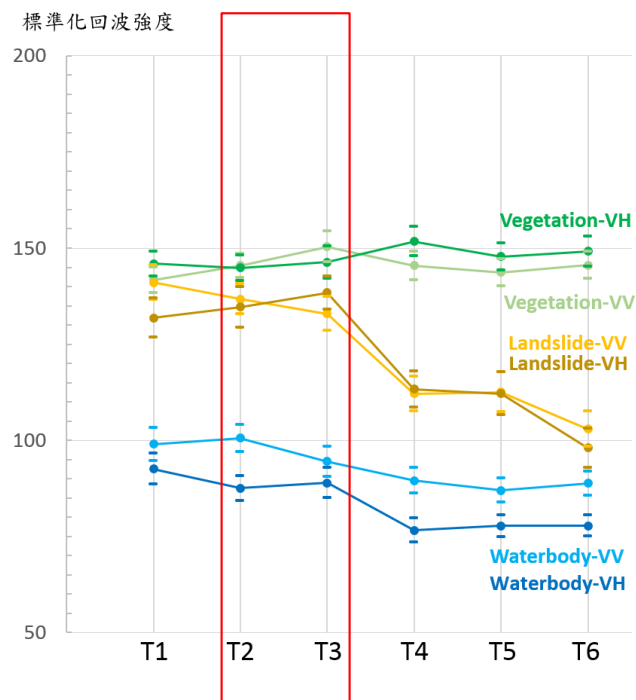
| 類型 崩塌面積 | p-value | | | | | | |
|------------|-----------------|-------|-------|------------------|-------|-------|----------|
| | 升軌模式(Ascending) | | | 降軌模式(Descending) | | | 融合 影像 |
| | 不分側 | 亮面側 | 暗面側 | 不分側 | 亮面側 | 暗面側 | |
| 全部 | <0.01 | 0.126 | <0.01 | <0.01 | <0.01 | 0.298 | <0.01 |
| 1 公頃以上 | <0.05 | - | <0.05 | <0.01 | <0.01 | - | <0.01 |
| 0.5-1 公頃 | 0.061 | - | 0.112 | <0.05 | <0.05 | - | <0.01 |
| 0.1-0.5 公頃 | 0.082 | 0.379 | 0.313 | 0.093 | <0.05 | 0.051 | <0.01 |
| 0.1 公頃以下 | 0.102 | 0.139 | 0.491 | 0.071 | 0.082 | 0.429 | 0.102 |

研究成果：多時序影像標準化

- 事件後(T4)崩塌位置上有明顯的回波強度減低的情形
- 植被的回波強度較高，水體的回波強度較小，而崩塌的回波強度介於兩者之間。
- 標準化後之多時序資料顯示崩塌事件前後的時間區間(T3-T4)，所有地物的回波強度相對於崩塌地變化較為穩定。



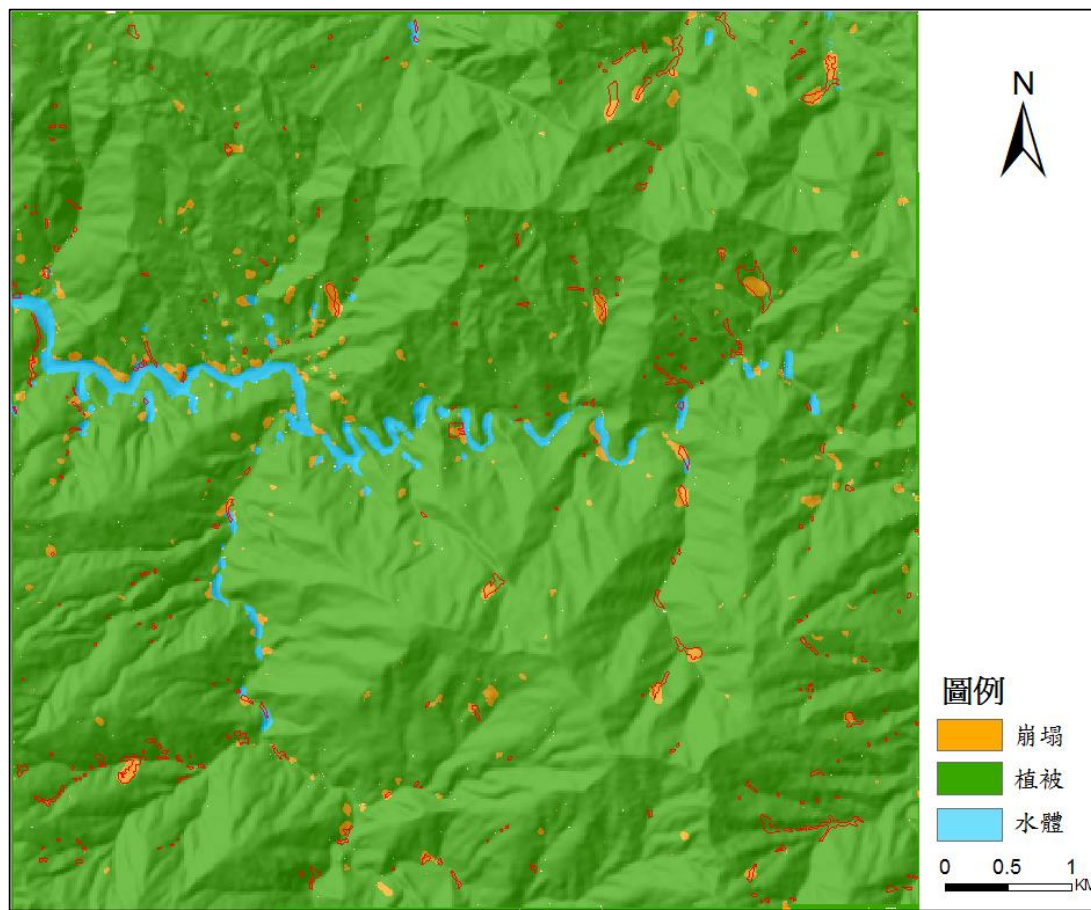
原始影像之各地物多時序雷達強度變化



標準化影像之各地物多時序雷達強度變化

研究成果：整合型崩塌地判釋方法

- 整合多時序資料以及紋理影像，針對崩塌、植被、水體、建地進行地物分類。



蘇迪勒颱風事件影像分類成果(試驗三)

研究成果：整合型崩塌地判釋方法

- 整合多時序資料以及紋理影像，針對崩塌、植被、水體、建地進行地物分類。

蘇迪勒颱風事件各項試驗崩塌判釋之成果

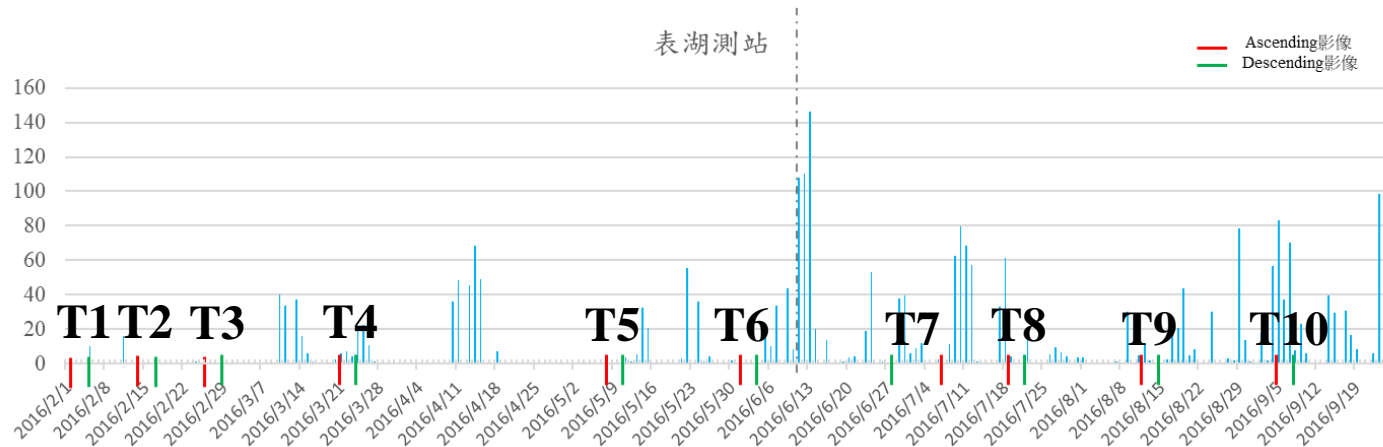
| 分類試驗 | | 總體精度(%) (Kappa) | 崩塌地分類 使用者精度 | 崩塌地分類 生產者精度 |
|------------------|-------|--------------------|----------------|----------------|
| 試驗一 (T3 至 T4) | 未加入紋理 | 61.4 (0.38) | 89.3% | 32.5% |
| | 加入紋理 | 63.5 (0.39) | 88.7% | 34.3% |
| 試驗二 (T2 至 T4) | 未加入紋理 | 77.2 (0.56) | 86.5% | 35.6% |
| | 加入紋理 | 79.4 (0.62) | 84% | 46.7% |
| 試驗三 (T1 至 T4) | 未加入紋理 | 79.5 (0.62) | 83.7% | 47.8% |
| | 加入紋理 | 80.1 (0.63) | 84.3% | 47.8% |

蘇迪勒颱風事件各崩塌面積之分類生產者精度

| 崩塌面積 | 總數 | 正確判釋數目 | 生產者精度 |
|------------|----|--------|-------|
| 1 公頃以上 | 8 | 7 | 87.5% |
| 0.5-1 公頃 | 16 | 12 | 75% |
| 0.1-0.5 公頃 | 66 | 24 | 36.3% |
| 總數 | 90 | 43 | 47.8% |

研究成果：長時距崩塌地監測試驗

- 本研究針對0611豪雨進行驗證。
- 利用上節所述之試驗三方法(使用連續四幅雷達影像資料)，以遞進方式持續進行崩塌地偵測。
- 持續監測至T5-T8 (2016年3月至2016年7月) 則有新增崩塌被偵測，顯然為由6月11日之豪雨事件造成。



2016 年間 2 月至 9 月之日雨量紀錄。黑色虛線為 611 豪雨事

件，紅色及綠色線段為 Sentinel-1 衛星升軌及降軌影像之取像日期

研究成果：長時距崩塌地監測試驗

- 本研究針對0611豪雨進行驗證。
- 利用上節所述之試驗三方法(使用連續四幅雷達影像資料)，以遞進方式持續進行崩塌地偵測。
- 持續監測至T5-T8（2016年3月至2016年7月）則有新增崩塌被偵測，顯然為由6月11日之豪雨事件造成。

611 豪雨事件各崩塌面積之分類生產者精度

| 崩塌面積 | 總數 | 正確判釋數目 | 生產者精度 |
|------------|----|--------|--------|
| 1 公頃以上 | 6 | 6 | 100.0% |
| 0.5-1 公頃 | 13 | 10 | 76.9% |
| 0.1-0.5 公頃 | 49 | 14 | 28.6% |
| 總數 | 68 | 30 | 44.1% |

- 融合雷達影像與多時序標準化雷達資料的應用
 - 本融合升軌及降軌的影像方法可有效減低地形效應的影響
 - 多時序資料之標準化有助於提升崩塌判釋之精度。


多時序影像標準化試驗崩塌判釋比較成果

| 分類試驗 | | 總體精度(%) (Kappa) | 崩塌地分類 使用者精度 | 崩塌地分類 生產者精度 |
|--------------------------|---------------|--------------------|----------------|----------------|
| 蘇迪勒颱風 事件 (T1 至 T4) | 未進行多時 序標準化 | 65.6 (0.46) | 90.0% | 42.7% |
| | 多時序標準 化資料 | 79.5 (0.62) | 83.7% | 47.8% |

- 雷達影像持續性崩塌地監測作業反應時間
 - 本研究分別評估兩個試驗區的整體作業時間(計算硬體規格Intel Core i7處理器CPU 2.20GHz、記憶體RAM16.0G)，北部試驗區大致為3小時58分(研究區面積約為5,050公頃)，南部試驗區大致為4小時15分(研究區面積約為6,700公頃)。
 - 粗估6,000公頃範圍之區域之單機處理時程約需4小時。而未來可透過建立自動化流程、應用較高計算效能之硬體以及多機處理的方式來縮短整體作業時間，以因應崩塌災害即時監測、反應作業的需求。

結論

- 本研究透過分析地形坡向、坡度以及衛星姿態等參數來融合升軌及降軌的影像可以有效減低地形效應造成的陰影，配合時序標準化資料可有助於山區崩塌之判釋工作，但對於面積為0.1公頃以下之崩塌地無法有效區判出其回波強度的變化。
- 本研究整合多時序影像以及紋理影像進行SVM監督式分類，在兩個研究區的試驗發現，對於面積大於0.5公頃之崩塌地有相當不錯的判釋正確性(大於75%)。
- 透過長時距監測試驗，相信本研究所提出之以多時序雷達資料為基礎之崩塌地判釋方法，在影像資料可取得之情形下，能有效地進行崩塌地即時監測，有利於災害事件的後續反應作為。

An aerial photograph showing a large-scale landslide. A road runs horizontally across the upper middle of the image, with a suspension bridge extending to the right. The area below the road is a massive, exposed landslide scar, showing layers of earth and debris. The foreground is filled with a chaotic field of logs and mud. A small waterfall is visible on the right side of the image. A semi-transparent black box with yellow text is centered over the middle of the image.

謝謝指教!