

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

-----○○○-----



BÁO CÁO MÔN HỌC
MÔN: TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Thành viên:
Hoàng Quốc Anh
Nguyễn Bá Chung
Trần Hữu Quốc Đông
Phạm Quang Hùng
Ngô Thị Ngọc Quyên

MỤC LỤC

I. Tổng quan.....	3
1. Vệ tinh là gì?	3
2. Vệ tinh Landsat 8.....	3
3. Ứng dụng của vệ tinh Landsat 8.....	4
II. Các chỉ số bề mặt lớp phủ	4
1. Tính toán chỉ số BSI.....	5
2. Tính toán chỉ số EVI.....	5
3. Tính toán chỉ số LSWI	5
4. Tính toán chỉ số MNDWI.....	5
5. Tính toán chỉ số NDBI.....	5
6. Tính toán chỉ số NDVI.....	5
7. Tính toán chỉ số NDWI.....	6
III. Thu Thập Dữ Liệu.....	6
1. Thông tin chung	6
2. Các bước lấy bản đồ	7
3. Xử lý bản đồ	8
4. Các bước lấy tọa độ dữ liệu.....	8
5. Các bước lấy mẫu dữ liệu.....	9
IV. Huấn Luyện.....	10
1. Lựa chọn mô hình huấn luyện.....	10
2. Quy trình thực hiện	10
V. Kết Quả	12
1. Link code	12
2. Link file dữ liệu và kết quả.....	12

I. Tổng quan

1. Vệ tinh là gì?

Vệ tinh có thể có hai định nghĩa:

- **Vệ tinh tự nhiên:** Là một thiên thể không phải do con người tạo ra quay quanh quỹ đạo khác. Chuyển động này là do lực hấp dẫn do trọng lực của vật lớn hơn tác dụng lên vật nhỏ hơn.
- **Vệ tinh nhân tạo:** Là sản phẩm công nghệ của con người và được sử dụng để thu nhập thông tin về các thiên thể mà chúng nghiên cứu. Hầu hết các vệ tinh này quay quanh trái đất. Chúng có tầm quan trọng lớn đối với sự phát triển của khoa học kỹ thuật quân sự và liên lạc.

2. Vệ tinh Landsat 8

Tên vệ tinh: Landsat 8

Cơ quan quản lý: NASA

Loại vệ tinh: Vệ tinh quang học và cảm biến hồng ngoại

Năm phóng lên vũ trụ: Phóng lên bởi tên lửa Atlas-V vào 11/02/2013

Các dải bước sóng mà vệ tinh đo đạc:

- Operational Land Imager (OLI):
 - Band 1 Visible (0.43 - 0.45 μm) 30 m
 - Band 2 Visible (0.450 - 0.51 μm) 30 m
 - Band 3 Visible (0.53 - 0.59 μm) 30 m
 - Band 4 Red (0.64 - 0.67 μm) 30 m
 - Band 5 Near-Infrared (0.85 - 0.88 μm) 30 m
 - Band 6 SWIR 1 (1.57 - 1.65 μm) 30 m
 - Band 7 SWIR 2 (2.11 - 2.29 μm) 30 m
 - Band 8 Panchromatic (PAN) (0.50 - 0.68 μm) 15 m
 - Band 9 Cirrus (1.36 - 1.38 μm) 30 m
- Thermal Infrared Sensor (TIRS):
 - Band 10 TIRS 1 (10.6 - 11.19 μm) 100 m
 - Band 11 TIRS 2 (11.5 - 12.51 μm) 100 m

Độ phân giải thời gian:

Cung cấp hình ảnh có độ phân giải vừa phải, từ 15 mét đến 100 mét, của bề mặt đất và vùng cực của Trái đất, Landsat 8 hoạt động trong các phổ hồng ngoại, cận hồng ngoại, sóng ngắn và hồng ngoại nhiệt có thể nhìn thấy. Landsat 8 ghi lại hơn 700 cảnh mỗi ngày.

Vệ tinh hoạt động ở độ cao 705km, nghiêng 98.2 độ

Vệ tinh có chu kỳ lặp lại 16 ngày với thời gian bang qua xích đạo vào 10:00 AM +/- 15 phút

3. Ứng dụng của vệ tinh Landsat 8

Sử dụng về nghiên cứu nhiệt độ bề mặt trái đất và sự nóng lên toàn cầu.

Cung cấp những thông tin quan trọng trong nhiều lĩnh vực như quản lý năng lượng và nước, theo dõi rừng, giám sát tài nguyên môi trường, quy hoạch đô thị, khắc phục thảm họa và lĩnh vực nông nghiệp.

Các bước sóng khác nhau có thể giúp chúng ta phân biệt một số đối tượng khác hoặc thậm chí giúp “nhìn xuyên qua” các đối tượng như mây hoặc khói. Ví dụ bước sóng cận hồng ngoại (NIR) là một trong những bước sóng được sử dụng phổ biến nhất để các cảm biến đa phổ vì thực vật phản xạ mạnh trong dải phổ này đến nỗi NIR được chứng minh rất hữu ích khi cho các phân tích về thảm thực vật. Các dải hồng ngoại sóng ngắn (SWIR) trên vệ tinh Landsat-8 lại hiệu quả trong phép bóc tách đất trống và chỉ ra những khu vực khô hoặc ẩm trên cảnh ảnh.

Đội mới nâng cao chất lượng Hệ thống bản đồ địa hình quốc gia.

II. Các chỉ số bề mặt lớp phủ

Việc dữ liệu được tiến hành lấy ngẫu nhiên trên bản đồ sẽ là trở ngại lớn trong quá trình huấn luyện do có khả năng xảy ra việc dữ liệu huấn luyện bị underfit hoặc overfit. Vậy nên, cần có một bước trung gian tiền xử lý lọc dữ liệu dựa trên các chỉ số đánh giá. Nhóm nghiên cứu sử dụng tổng cộng 7 tham số với từng ứng dụng trong việc lọc dữ liệu khác nhau. Các tham số được liệt kê ở bảng dưới đây:

Từ viết tắt	Ý nghĩa
BSI	Bare Soil Index (chỉ số đất trống)
EVI	Enhanced Vegetation Index (chỉ số thực vật nâng cao)
LSWI	Land Surface Water Index (chỉ số nước bề mặt lớp phủ)
MNDWI	Modified Normalized Difference Water Index (chỉ số nước cải tiến)
NDBI	Normalized Difference Built-up Index (chỉ số xây dựng)
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index (chỉ số thực vật)
NDWI	Normalized Difference Water Index (chỉ số nước)

Bảng 1. Chú Thích Các Chỉ Số

1. Tính toán chỉ số BSI

- Công thức tính chỉ số BSI

$$BSI = \frac{(X_{swir1} + X_{red}) - (X_{nir} + X_{blue})}{(X_{swir1} + X_{red}) + (X_{nir} - X_{blue})}$$

Trong đó X_{blue} , X_{red} , X_{nir} và X_{swir1} là 4 ma trận ảnh của band Blue, Red, NIR và SWIR1

2. Tính toán chỉ số EVI

- Công thức tính chỉ số EVI

$$EVI = \frac{2.5 * (X_{nir} - X_{red})}{X_{nir} + 6 * X_{red} - 7.5 * X_{blue} + 1}$$

Trong đó, X_{blue} , X_{red} và X_{nir} là 3 ma trận ảnh của band Blue, Red và NIR

3. Tính toán chỉ số LSWI

- Công thức tính chỉ số LSWI

$$LSWI = \frac{X_{nir} - X_{swir1}}{X_{nir} + X_{swir1}}$$

Trong đó, X_{nir} và X_{swir1} là 2 ma trận ảnh của band NIR và SWIR1.

4. Tính toán chỉ số MNDWI

- Công thức tính chỉ số MNDWI

$$MNDWI = \frac{X_{green} - X_{swir1}}{X_{green} + X_{swir1}}$$

Trong đó, X_{green} và X_{swir1} là 2 ma trận ảnh của band Green và SWIR1.

5. Tính toán chỉ số NDBI

- Công thức tính chỉ số NDBI

$$NDBI = \frac{X_{swir1} - X_{nir}}{X_{swir1} + X_{nir}}$$

Trong đó, X_{nir} và X_{swir1} là 2 ma trận ảnh của band NIR và SWIR1.

6. Tính toán chỉ số NDVI

- Công thức tính chỉ số NDVI

$$\text{NDVI} = \frac{X_{nir} - X_{red}}{X_{nir} + X_{red}}$$

Trong đó, X_{red} và X_{nir} là 2 ma trận ảnh của band Red và NIR.

7. Tính toán chỉ số NDWI

- Công thức tính chỉ số NDWI

$$\text{NDWI} = \frac{X_{green} - X_{nir}}{X_{green} + X_{nir}}$$

Trong đó, X_{green} và X_{nir} là 2 ma trận ảnh của band Green và NIR.

III. Thu Thập Dữ Liệu

1. Thông tin chung

- **Định dạng ảnh:** TIFF
- **Các band màu có trong ảnh:**

Bands	Wavelength (micrometers)	Resolution (meters)
Band 1 – Coastal aerosol	0.43 - 0.45	30
Band 2 - Blue	0.45 - 0.51	30
Band 3 - Green	0.53 - 0.59	30
Band 4 - Red	0.64 - 0.67	30
Band 5 – Near Infrared (NIR)	0.85 - 0.88	30
Band 6 – SWIR 1	1.57 - 1.65	30
Band 7 – SWIR 2	2.11 - 2.29	30

Bảng 2. Chú Thích các Band Màu trên Landsat 8

- **Các nhãn phân lớp:**

Tên	Label Number	Grid Code
Aquaculture	1	19
Barren Land	2	8
Croplands	3	4, 5, 6
Forests	4	10, 11, 12, 14, 20
Grasslands	5	7
Residential Land	6	1, 2
Rice Paddies	7	3
Scrub	8	9
Open Water	9	18
Wetlands	Bỏ qua	15

Bảng 3. Chú Thích Các Nhãn Phân Lớp

2. Các bước lấy bản đồ

Với đề bài được giao là lấy dữ liệu từ vệ tinh Landsat 8, Dataset Catalog của Google Earth Engine có nhiều bộ ảnh (Collection 1, Collection 2) với rất nhiều ảnh chụp được phân loại (Surface Reflectance, Top of Atmosphere, Raw) theo nhiều yêu cầu khác nhau (Tier 1, Tier 2, Real Time, Level 1, Level 2).

Vậy nên, theo từng phân loại ấy, USGS và NASA cung cấp trên Google Earth Engine tổng cộng 10 gói dữ liệu. Với tính mới và tối ưu về dữ liệu của Collection 2 cũng như Collection 1 đã ngừng phát triển, cũng như đề bài yêu cầu tạo bản đồ lớp phủ trên mặt đất, vậy nên nhóm chọn gói Collection 2, Surface Reflectance, Level 2 để nghiên cứu.

Các bước xử lý lấy ảnh từ Google Earth Engine lần lượt như sau:

- Dữ liệu nghiên cứu chỉ thu hẹp thời gian trong năm 2020. Vậy nên cần phải gán điều kiện thời gian cho ảnh.
- Dữ liệu nghiên cứu chỉ thu hẹp không gian là Hà Nội. Vậy nên cần phải lọc và cắt bộ dữ liệu theo vùng nghiên cứu là Hà Nội.
- Dữ liệu nghiên cứu cần phải cắt mây để cho ảnh mặt đất được chân thực nhất. Trong dữ liệu có band QA_PIXEL cung cấp các giá trị bit đại diện cho mây, tuyết và các dữ liệu khác. Các giá trị bit này có thể set về 0 để cắt bỏ. Trong dữ liệu có band QA_RADSAT cung cấp các giá trị bit áp dụng bão hòa cho các band. Các giá trị bit này có thể set về 0 để ảnh chân thực nhất.
- Dữ liệu nghiên cứu có thể cắt bỏ các band không cần thiết và chỉ giữ lại các band phục vụ cho bài toán đặt ra. Đó là các band: SR_B1 (Coastal Aerosol), SR_B2 (Blue), SR_B3 (Green), SR_B4 (Red), SR_B5 (Near Infrared), SR_B6 (Shortwave Infrared 1), SR_B7 (Shortwave Infrared 2).
- Các band của dữ liệu nghiên cứu là ma trận điểm ảnh có khoảng giá trị Histogram từ 1 đến 65455. Vậy nên cần chuyển về khoảng giá trị nhỏ hơn để xử lý ảnh.
- Tập dữ liệu thu được sẽ có các ảnh chỉ hiển thị 1 phần Hà Nội cũng như có các điểm ảnh đen do đã cắt bỏ mây. Vậy nên cần kết hợp các ảnh lại thành 1 ảnh duy nhất hiển thị toàn bộ Hà Nội. Qua quá trình khảo sát, có ba cách để kết hợp:
 - Sử dụng Max: Lấy các điểm ảnh có giá trị lớn nhất ở tất cả các ảnh kết hợp lại thành ảnh mới.
 - Sử dụng Mean: Lấy trung bình các điểm ảnh ở tất cả các ảnh kết hợp lại thành ảnh mới.

- Sử dụng Median: Lấy điểm ảnh Median ở tất cả các ảnh kết hợp lại thành ảnh mới.
- Báo cáo sử dụng Median xuất ra ảnh cuối cùng.
- Ảnh thu được cần phải lưu về máy để xử lý. Vậy nên cần có bước trung gian lưu ảnh vào Google Drive. Trong đó:
 - image: Ảnh cần xuất
 - description: Tên ảnh trong Drive
 - scale: Độ phân giải của ảnh theo bản đồ
 - region: Vùng ảnh cần xuất
 - folder: Thụ mục lưu ảnh trong Drive
 - fileFormat: Định dạng ảnh
 - maxPixels: Số điểm ảnh tối đa

3. Xử lý bản đồ

Để đọc được cũng như xử lý ảnh vệ tinh, Python có một thư viện hỗ trợ là GDAL. Để cài được thư viện, nhóm đề xuất sử dụng bộ công cụ quản lý thư viện Open Sources Conda (Anaconda).

Ma trận *data* bao gồm 7 band giống như ảnh đầu vào. Tuy nhiên, nếu ảnh đầu vào được xử lý để chuyển về hệ UTM qua Arcmap, các giá trị NoData sẽ bị chuyển về giá trị xấp xỉ vô cùng. Vậy nên, cần một bước xử lý để chuyển các giá trị nằm ngoài Histogram ảnh. Để thống kê cho các band, các giá trị NoData cần phải bỏ qua, thư viện numpy có các hàm nan có thể xử lý vấn đề này.

Giá trị tối đa, tối thiểu, trung vị, trung bình và độ lệch chuẩn của các band ảnh tính được như sau:

	Max	Min	Median	Mean	StD
<i>Band 1</i>	0.4591750	-0.1827575	0.0405425	0.0443643	0.0184301
<i>Band 2</i>	0.5117275	-0.1735450	0.0493012	0.0526391	0.0198314
<i>Band 3</i>	0.5765175	-0.0496025	0.0875537	0.0886249	0.0220179
<i>Band 4</i>	0.6626200	-0.0498363	0.0763475	0.0794651	0.0302105
<i>Band 5</i>	0.7839500	-0.0024400	0.2783075	0.2730874	0.0835403
<i>Band 6</i>	1.1017813	-0.0000200	0.1782213	0.1718088	0.0639222
<i>Band 7</i>	1.2038200	0.0019600	0.0899325	0.1024409	0.0563200

Bảng 4. Các giá trị của các band ảnh

4. Các bước lấy tọa độ dữ liệu

Quá trình thực hiện bằng chương trình code Python với đầu vào là các điểm lấy mẫu và ảnh vệ tinh hệ tọa độ UTM, đầu ra là file Excel chứa tọa độ cũng như giá trị các band của các điểm mẫu. Sử dụng Arcmap cho bản đồ lớp

phủ Hà Nội, sau đó chuyển đổi sang polygon rồi tạo các điểm cho từng phân lớp. Sau khi thu được các điểm tại cửa từng phân lớp tiến hành sử dụng Google Earth Pro để kiểm tra lại các điểm và xuất các file tọa độ dữ liệu.

5. Các bước lấy mẫu dữ liệu

Quá trình thực hiện bằng chương trình code Python với đầu vào là các điểm lấy mẫu và ảnh vệ tinh hệ tọa độ UTM, đầu ra là file Excel chứa tọa độ cũng như giá trị các band của các điểm mẫu.

Với ds là ma trận ảnh vệ tinh, df là ma trận chứa các điểm lấy mẫu. Hàm `GetGeoTransform()` trả về tọa độ (x, y) phía trên bên trái của bản đồ thực (ulx, uly) và độ dài của mỗi pixel trên thực tế $(xres, yres)$.

Để biết được tọa độ trên ảnh mỗi điểm $(pixel_x, pixel_y)$, ta lấy tọa độ của điểm ảnh đó trên thực tế trừ đi tọa độ (x, y) phía trên cùng bên trái rồi mới chia cho độ dài thực tế của một pixel. Đến đây, với mỗi band ảnh, ta được các giá trị band tại vị trí điểm đó.

Sau đó, lưu các kết quả tìm được dưới dạng DataFrame rồi xuất ra file excel.

Tương tự, kết hợp với việc trích xuất dữ liệu ảnh lấy các chỉ số bề mặt lớp phủ, dữ liệu đầu ra sẽ có tổng cộng 14 band giá trị. Việc lọc dữ liệu sẽ dựa trên so sánh chỉ số, lọc cắt biên với các điều kiện như sau:

- **Aquaculture**^[7]: Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số $LSWI < 0.2$, $MNDWI > 0.3$, $NDWI > 0.0$. Cuối cùng dữ liệu có 284 mẫu.
- **Barren Land**^[4]: Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số $BSI < 0.0$. Cuối cùng dữ liệu có 178 mẫu.
- **Croplands**^[3]: Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số EVI ^[2] < 0.25 , $LSWI > 0.3$, $MNDWI > 0.0$. Cuối cùng dữ liệu có 371 mẫu.
- **Forests**: Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số $NDVI$ ^[1] < 0.75 . Cuối cùng dữ liệu có 430 mẫu.
- **Grasslands**^[3]: Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số $LSWI > 0.3$. Cuối cùng dữ liệu có 289 mẫu.
- **Residential Land**^[6]: Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số $NDBI$ ^[5] < 0.0 . Cuối cùng dữ liệu có 355 mẫu.
- **Rice Paddies**: Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số $BSI > 0.0$, $MNDWI > 0.0$, $NDBI$ ^[5] > 0.0 , $NDWI > 0.0$. Cuối cùng dữ liệu có 439 mẫu.
- **Scrub**: Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số $NDVI > 0.6$, $LSWI > 0.2$, $LSWI < 0.0$. Cuối cùng dữ liệu có 337 mẫu.

- **Open Water:** Tiến hành loại bỏ tất cả mẫu có chỉ số NDWI < 0.0. Cuối cùng dữ liệu có 405 mẫu.

Sau đó, dữ liệu được tiến hành sắp xếp ngẫu nhiên và chia ra thành ba tập dữ liệu: **60%** được sử dụng cho việc huấn luyện, **20%** được sử dụng để đánh giá và **20%** còn lại được sử dụng để kiểm tra.

IV. Huấn Luyện

1. Lựa chọn mô hình huấn luyện

Để phân loại lớp phủ của khu vực nghiên cứu (Hà Nội), chúng tôi sử dụng thuật toán XGBoost để giải quyết bài toán. XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) là một bộ phân loại mới được giới thiệu bởi Tianqi Chen, dựa trên giải thuật Gradient Boosting. XGBoost nổi lên như một công cụ mạnh mẽ trong nhiều lĩnh vực phân loại và chiến thắng nhiều cuộc thi phân lớp của Kaggle. Đây là phiên bản tối ưu hoá của Gradient Boosting Machines (GBM), là sự kết hợp hoàn hảo giữa sức mạnh phần mềm và phần cứng. Trong gradient boosting, cây quyết định được xây dựng tuần tự với mỗi mô hình mới sử dụng thuật toán gradient descent. Trong XGBoost, các cây quyết định có thể được xây dựng song song. Do đó nó có thể hoạt động được trong một số trường hợp ảnh bị che lấp bởi mây.

Một mô hình của XGBoost có thể được viết như sau:

$$y'_i = \phi(x_i) = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), \quad f_k \in F$$

Trong đó F là không gian chức năng của người học cơ sở, x_i là một vector đầu vào n chiều, y_i là hàm dự đoán. Để xây dựng tập hợp các hàm được sử dụng trong mô hình, hàm mục tiêu sau được sử dụng:

$$L(\phi) = \sum_i l(y'_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k)$$

Trong đó $\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2$ là thuật ngữ chính quy trong đó T là số lượng lá, w là trọng số lá.

Tuy nhiên, hàm mục tiêu coi các hàm là tham số của nó do đó không thể được huấn luyện bằng các phương pháp truyền thống trong không gian Euclide. Do đó nó được huấn luyện theo cơ chế bổ sung giúp sửa chữa những gì đã học và thêm một cây quyết định mới tại mỗi thời điểm.

Do ưu điểm XGBoost hoạt động tốt trong trường hợp dữ liệu thừa (ảnh có thể bị che lấp bởi mây) do vậy chúng tôi lựa chọn bộ phân loại này để giải quyết bài toán phân loại lớp phủ trên khu vực Hà Nội.

2. Quy trình thực hiện

Giá trị đầu vào: Là một vector 7 chiều tương ứng với 7 giá trị band của bản đồ trên 1 pixel.

Giá trị đầu ra: Là xác suất trả về của 9 lớp (bảng ...). Lớp có xác suất cao nhất sẽ là kết quả tên vùng của pixel đó.

Đánh giá mô hình:

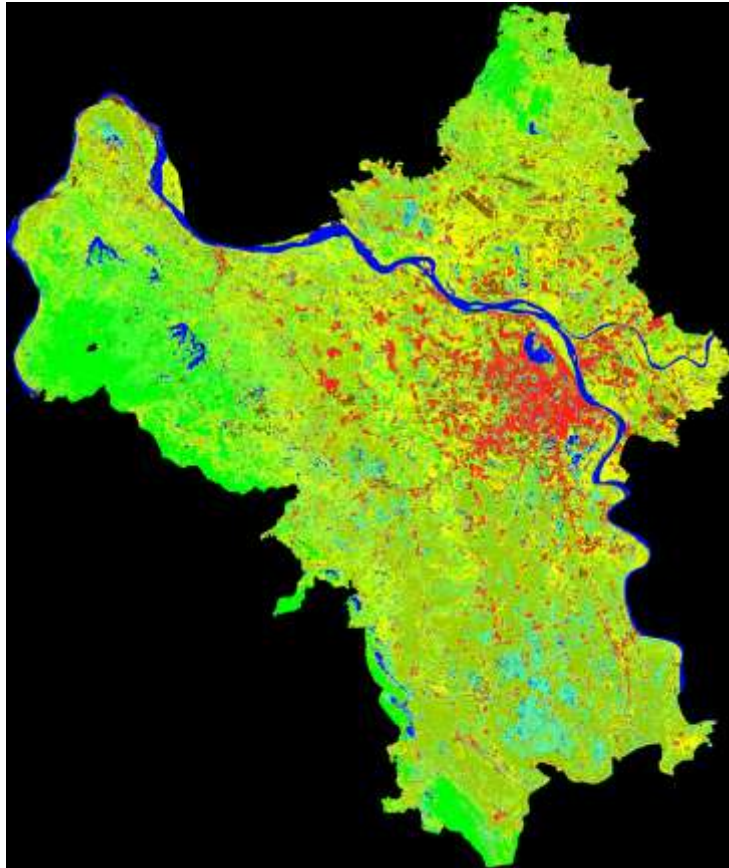
<i>Dự đoán</i>											<i>Độ chính xác (%)</i>
<i>Thực tế</i>	<i>Nhãn</i>	<i>1</i>	<i>2</i>	<i>3</i>	<i>4</i>	<i>5</i>	<i>6</i>	<i>7</i>	<i>8</i>	<i>9</i>	
	<i>1</i>	40	0	5	1	0	0	9	0	2	74.24
	<i>2</i>	0	29	1	0	1	5	0	0	0	80.56
	<i>3</i>	0	0	42	0	0	0	16	4	0	67.74
	<i>4</i>	1	0	0	90	3	0	2	0	0	93.75
	<i>5</i>	0	0	6	4	41	0	0	3	0	75.93
	<i>6</i>	1	0	0	0	0	74	0	0	0	98.67
	<i>7</i>	4	1	12	1	2	0	48	0	0	70.59
	<i>8</i>	1	2	1	0	2	1	2	60	0	86.96
	<i>9</i>	1	0	0	0	0	0	0	0	75	98.68

Bảng 5. Bảng F1 đánh giá huấn luyện

Nhận xét:

- Độ chính xác của cả mô hình: 84%
- Độ chính xác cao (>80 %) cho các nhãn 2, 4, 6, 8, 9.
- Độ chính xác tương đối thấp (<70 %) đối với nhãn 3.

Bản đồ sau khi phân lớp:



Hình 1. Kết Quả Phân Lớp

V. Kết Quả

1. Link code

https://github.com/Windrist/BaiTap_AI_UET

2. Link file dữ liệu và kết quả

https://github.com/Windrist/BaiTap_AI_UET/tree/master/Datasets/Full

https://github.com/Windrist/BaiTap_AI_UET/blob/master/Output/result.png

VI. Tài liệu tham khảo

- [1] https://www.fao.org/3/i2560e/i2560e07.pdf?fbclid=IwAR1C7xV0WyPqPlhiLhfi4T-8_G29EOTToQly-esojl6VkhSuLScz30Mce1Yg
- [2] https://www.semanticscholar.org/paper/IDENTIFICATION-OF-VEGETATION-COVERAGE-SEASONS-IN-Sobhani-Abad/f246f81f6ae1b2ba4ac1ace147dfc734ccfe3c37?fbclid=IwAR1J6XC3h5_adPeYFFJ8ZO7WCucOHczgOP2MLkfeY2TkBMDereD_AoU1H4k
- [3] <https://www.nature.com/articles/srep10088?fbclid=IwAR227xfwL--9NslVQWLY7VsXAI2wAxMaGPKpWfG1or4DswTPlOh5rzU6lrA>

- [4]https://www.researchgate.net/publication/349620711_A_Modified_Bare_Soil_Index_to_Identify_Bare_Land_Features_during_Agricultural_Fallow-Period_in_Southeast_Asia_Using_Landsat_8?fbclid=IwAR2OjTdQSOJ2OfYjNSwjDGZi-aOSQ0Jw0_3iwD6Rw0uF3dPYUW8uo1KY3M
- [5] https://www.researchgate.net/figure/Supervised-Classification-of-NDBI-Before-Flood_tbl2_335456485?fbclid=IwAR2-4KqihMplCLIS8xdBrDiu9PmOgM9yPsqbpGlqFXED860DQoVxHMxk2_s
- [6]https://journals.ums.ac.id/index.php/fg/rt/prINTERfriendly/5907/3867?fbclid=IwAR3qtC22NP_VJgbsHvrwVONznmXtaBHFKrJ_JycTLAwwkLiONRV8Dwi4knw
- [7]https://www.researchgate.net/publication/332492151_Mapping_Tidal_Flats_with_Landsat_8_Images_and_Google_Earth_Engine_A_Case_Study_of_the_China's_Eastern_Coastal_Zone_circa_2015?fbclid=IwAR2EIaB2LcVurHkYTT-eSCJ9nj-N2Zk4-CFCHeyry15aotHUAVkzRwEh1aU