

# ỨNG DỤNG “MACHINE LEARNING” TRONG TÁI TẠO KÊNH PHỔ TRÊN ẢNH VIỄN THĂM

PHẠM MINH HẢI<sup>(1)</sup>, NGUYỄN NGỌC QUANG<sup>(2)</sup>

<sup>(1)</sup>Viện Khoa học Đo đạc và Bản đồ

<sup>(2)</sup>Cục Viễn thám Quốc Gia

## Tóm tắt:

Lỗi kênh ảnh trong quá trình thu nhận ảnh viễn thám xảy ra thường xuyên và làm cản trở sự phát triển của công tác ứng dụng ảnh viễn thám. Tuy nhiên, chất lượng thu nhận dữ liệu ảnh chụp còn tồn tại một số vấn đề dẫn đến hiện tượng lỗi kênh ảnh, sọc kênh ảnh, mất kênh ảnh khiến ảnh thu được không thể thể hiện được tổng hợp đa phổ ba kênh RED-GREEN-BLUE (RGB). Trong nghiên cứu này, nhóm nghiên cứu đã phát triển một giải pháp khôi phục kênh ảnh của ảnh viễn thám dựa vào tương quan giữa các kênh còn lại. Nhóm tác giả sử dụng ngôn ngữ lập trình Python, trong đó có ứng dụng thuật toán hồi quy “Backward Elimination” để tính toán, phân tích, và xử lý dữ liệu.

## 1. Giới thiệu chung

Dữ liệu ảnh viễn thám đã dần trở nên phổ biến và được phát triển nhiều ứng dụng thực tế phục vụ phát triển kinh tế xã hội. Nguồn dữ liệu ảnh này ngày càng đa dạng từ vệ tinh, máy bay đến các thiết bị bay không người lái. Tuy nhiên, chất lượng thu nhận dữ liệu ảnh chụp còn tồn tại một số vấn đề dẫn đến hiện tượng lỗi kênh ảnh, sọc kênh ảnh, mất kênh ảnh khiến ảnh thu được không thể thể hiện được tổng hợp đa phổ ba kênh RED-GREEN-BLUE (RGB).



Hình 1: Ảnh vệ tinh bị lỗi sọc kênh

Mục đích của nghiên cứu này phát triển một giải pháp khôi phục kênh ảnh của ảnh viễn thám dựa vào tương quan giữa các kênh còn lại. Nhóm tác giả sử dụng ngôn ngữ lập trình Python, trong đó có ứng dụng thuật toán học máy (Machine Learning - ML) để tính toán, phân tích, và xử lý dữ liệu.

## 2. Cơ sở khoa học của phương pháp tái tạo

### kênh ảnh

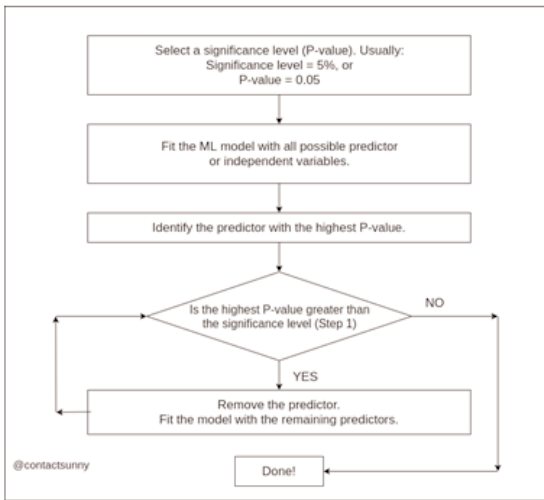
Ảnh sử dụng trong báo cáo này là ảnh máy bay có độ phân giải cao (30cm), với thông số bước sóng như sau: BLUE (420-560μm), GREEN (480-620μm), RED (580-700μm), NIR (680-980μm). Trong phạm vi bài báo này, nhóm nghiên cứu giả thuyết tái tạo lại kênh GREEN trên ảnh xử lý bị lỗi kênh. Phương pháp tái tạo kênh ảnh được thực hiện dựa vào cách tiếp cận xác định tương quan giữa các kênh ảnh NIR, RED, GREEN, BLUE của ảnh trước khi bị lỗi/mất kênh, sau đó tìm hệ số tương quan giữa kênh GREEN với các kênh còn lại.

Giả thiết có mối tương quan giữa các kênh ảnh theo công thức dưới đây:

$$G = \beta_0 + \beta_1 * NIR + \beta_2 * RED + \beta_3 * BLUE (*)$$

Để xác định hệ số tương quan cho từng kênh trên nhóm tác giả sử dụng ngôn ngữ lập trình Python ứng dụng phương pháp ML thông qua thuật toán hồi quy “Backward Elimination” để phân tích tính toán tương quan giữa các kênh ảnh để tạo ra kênh Green gần giống tự nhiên nhất. Backward Elimination là một trong những phương pháp để xây dựng mô hình ML, nó được sử dụng để loại bỏ biến độc lập không có ý nghĩa và gây ảnh hưởng tới biến phụ thuộc hay kết quả dự báo. Quy trình gồm những bước dưới đây [1].

Ngày nhận bài: 05/07/2020, ngày chuyển phản biện: 09/07/2020, ngày chấp nhận phản biện: 15/07/2020, ngày chấp nhận đăng: 18/07/2020



Hình 2: Quy trình của phương pháp Backward elimination

Bước 1: Lựa chọn p-value (Significance level). Trong thống kê, p-value là xác suất thu được từ việc quan sát kết quả thử nghiệm, với giả sử giả thuyết “Null hypothesis” là đúng. Giá trị của p-value trong khoảng từ 0-1, giá trị này càng nhỏ thì càng có cơ sở để loại bỏ “Null hypothesis”. Giá trị này thông thường được lựa chọn là 0.05.

“Null hypothesis” đề cập trong bài báo này là “Không tồn tại mối tương quan giữa các kênh NIR, RED, GREEN, BLUE được mô tả theo công thức (\*) giả thiết ở trên

Bước 2: Điều chỉnh mô hình ML phù hợp với các biến độc lập hay các yếu tố dự đoán. Cụ thể ở đây là 03 biến NIR, RED và BLUE.

Bước 3: Xác định các biến độc lập/yếu tố dự đoán có giá trị p-value cao nhất, nếu:

- p-value > 0.05: làm tiếp bước 4.
- p-value < 0.05: Mô hình sẵn sàng sử dụng.

Bước 4: Loại bỏ biến độc lập/yếu tố dự đoán đó và tiếp tục chạy với các biến còn lại.

Dưới đây là minh họa phân tích tương quan giữa các kênh ảnh cho 02 ảnh mẫu đại diện đặc trưng cho khu vực thành phố chiếm chủ đạo và khu vực có thực phủ. (Xem hình 3, 4)

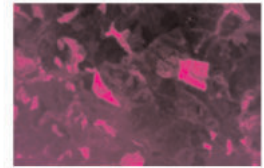


Ảnh mẫu khu vực thành phố



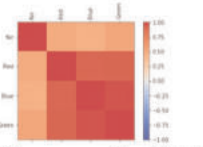
Ảnh mẫu khu vực có thực phủ

Hình 3: Ảnh tổ hợp màu thật RED-GEEN-BLUE khu vực nghiên cứu

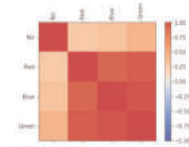


Hình 4: Ảnh tổ hợp màu thật khu vực nghiên cứu khi bị thiếu kênh GREEN

Nhóm nghiên cứu tiến hành xây dựng biểu đồ tương quan giữa các kênh ảnh bằng cách sử dụng biểu đồ Heatmap. (Xem hình 5)



Biểu đồ tương quan giữa các kênh của ảnh chụp khu vực thành phố



Biểu đồ tương quan giữa các kênh của ảnh chụp khu vực có thực phủ

Hình 5: Biểu đồ tương quan giữa các kênh của ảnh chụp trên biểu đồ Heatmap

Từ biểu đồ trên, có thể thấy rõ ràng có mối tương quan giữa các kênh ảnh, đặc biệt tỉ lệ tương quan giữa 03 kênh RED, GREEN, BLUE là tương đối cao, trên 75% nên hoàn toàn có thể tiếp tục chạy mô hình để xác định hệ số tương quan. Kết quả minh họa như hình dưới đây. (Xem hình 6)

Các kết quả đều chỉ ra giá trị P-value < 0.05, điều đó có nghĩa rằng rõ ràng có mối tương quan giữa các kênh NIR, RED, BLUE với kênh GREEN. Kết quả chạy mô hình cho thấy với ảnh có thành phố có độ chính xác 96.4% còn ảnh chứa thực phủ là 98.4% và các hệ số được tính ra cho:

- Ảnh có thành phố lần lượt là

$$\beta_0 = 1.1390, \beta_1 = 0.0635, \beta_2 = 0.1849, \beta_3 = 0.7354$$

OLS Regression Results				
Dep. Variable:	y	R-squared:	0.964	
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.964	
Method:	Least Squares	F-statistic:	1.212e+07	
Date:	Sat, 01 Jun 2019	Prob (F-statistic):	0.00	
Time:	12:58:26	Log Likelihood:	-4.9044e-06	
No. Observations:	1360749	AIC:	9.809e-06	
Df Residuals:	1360745	BIC:	9.809e-06	
Df Model:	3			
Covariance Type:	nonrobust			
	coef	std err	t	P> t
	[0.025	0.975]		
const	1.1390	0.218	5.1833	0.000
x1	0.0035	0.000	432.410	0.000
x2	0.1849	0.000	473.663	0.000
x3	0.7354	0.000	1742.493	0.000
Omnibus:	115437.157	Durbin-Watson:	0.203	
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	179533.945	
Skew:	-0.606	Prob(JB):	0.00	
Kurtosis:	4.203	Cond. No.	438	

Kết quả xác định hệ số tương quan giữa các kênh của ảnh chụp khu vực thành phố

OLS Regression Results				
Dep. Variable:	y	R-squared:	0.984	
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.984	
Method:	Least Squares	F-statistic:	2.794e+07	
Date:	Sat, 01 Jun 2019	Prob (F-statistic):	0.00	
Time:	16:19:55	Log Likelihood:	-4.2107e-05	
No. Observations:	1360749	AIC:	8.421e-08	
Df Residuals:	1360745	BIC:	8.421e-08	
Df Model:	3			
Covariance Type:	nonrobust			
	coef	std err	t	P> t
	[0.025	0.975]		
const	-4.3138	0.019	-227.620	0.000
x1	0.1297	0.000	1150.451	0.000
x2	0.3832	0.000	1421.632	0.000
x3	0.5267	0.000	1734.916	0.000
Omnibus:	114294.522	Durbin-Watson:	0.298	
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	748388.254	
Skew:	0.002	Prob(JB):	0.00	
Kurtosis:	6.633	Cond. No.	903	

Kết quả xác định hệ số tương quan giữa các kênh của ảnh chụp khu vực có thực phủ

Hình 6: Kết quả xác định hệ số tương quan giữa các kênh ảnh của ảnh thực nghiệm

- Ảnh có thực phủ lần lượt là

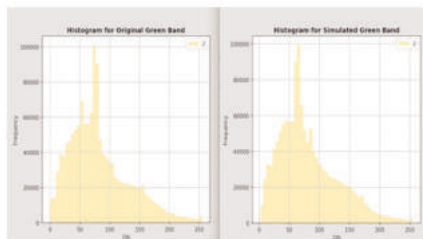
$$\beta_0 = -4.3138, \beta_1 = 0.1297, \beta_2 = 0.3832, \beta_3 = 0.5267$$

Sau khi phân tích và thử nghiệm cho các ảnh thử nghiệm, nhóm nghiên cứu đề xuất công thức tái tạo ảnh GREEN cho phương pháp này như sau:

$$G = 2.8815 + 0.0555 * NIR + 0.2048 * RED + 0.7284 * BLUE$$

### 3. Kết quả tính toán tái tạo kênh ảnh GREEN của nghiên cứu

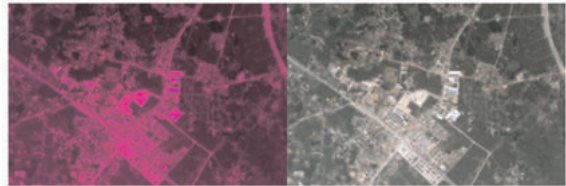
Kết quả cho thấy phương pháp xác định hệ số tương quan để tái tạo kênh GREEN có histogram với độ tương quan cao với histogram gốc. Do đó, ảnh tạo ra có màu xanh GREEN tương đối tốt, đặc biệt rất tốt với khu vực mà thực vật chiếm chủ đạo như vùng có rừng, đất trồng cây nông nghiệp.



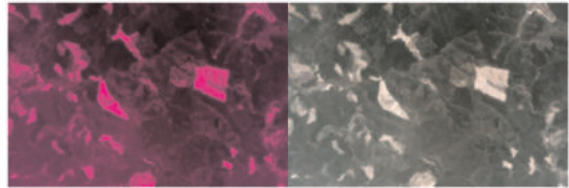
Histogram của kênh ảnh GREEN gốc Histogram của kênh ảnh GREEN tái tạo

Hình 7: So sánh tín hiệu ảnh trên biểu đồ Histogram kênh ảnh GREEN gốc và kênh ảnh GREEN tái tạo

Kết quả thử nghiệm cho thấy kênh phổ GREEN mới đáp ứng được nhu cầu hiển thị trong tổ hợp màu đa phổ kênh RED-GREEN-BLUE với khu vực thử nghiệm.



Hình 8: Ảnh khu vực thành phố tổ hợp màu thật RED-GREN-BLUE trước và sau khi tái tạo kênh GREEN



Hình 9: Ảnh khu vực có thực phủ tổ hợp màu thật RED-GREN-BLUE trước và sau khi tái tạo kênh GREEN

### 4. Kết luận

Các vấn đề liên quan đến lỗi kênh ảnh trong quá trình thu nhận ảnh viễn thám xảy ra thường xuyên và làm cản trở sự phát triển của công tác ứng dụng ảnh viễn thám. Trong nghiên cứu này, nhóm nghiên cứu đã phát triển một giải pháp khôi phục kênh ảnh của ảnh viễn thám dựa vào

tương quan giữa các kênh còn lại. Nhóm tác giả sử dụng ngôn ngữ lập trình Python, trong đó có ứng dụng thuật toán học máy để tính toán, phân tích, và xử lý dữ liệu. Việc phát triển công thức tái tạo ảnh GREEN trên ảnh có tính khoa học và thực tiễn cao. Trong các nghiên cứu trong tương lai, nhóm nghiên cứu tiếp tục ứng dụng công thức này cho các khu vực chụp ảnh khác nhau từ rừng núi, đồng bằng đến thành phố để đảm bảo yêu cầu khai thác thông tin cũng như công tác phân tích và giải đoán ảnh vệ tinh, máy bay cũng như ảnh máy bay không người lái. ○

#### Tài liệu tham khảo

[1]. Nataliaia. k., và nnk (2015). Regional Scale Crop Mapping Using Multi-Temporal Satellite Imagery. *Photogrammetry of Remote Sensing*. Số 7, trang 45-52.

[2]. Becker-Reshef, I., và nnk (2010). A generalized regression-based model for forecasting winter wheat yields in Kansas and Ukraine using MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, Số 114, trang. 1312–1323.

[3]. Bishop, C., (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, New York, USA.

[4]. Boryan, C.G., và nnk (2013). Deriving crop specific covariate data sets from multi-year NASS geospatial cropland data layers. In: *Proc. of 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Melbourne, Australia, 21-26 July, pp. 4225–4228.

[5]. Chen, J., và nnk (2011) A simple and effective method for filling gaps in Landsat ETM+ SLC-off images. *Remote Sensing of Environment*, Số 115, trang. 1053–1064.

[6]. Conrad, C., Fritsch, S., Zeidler, J., Rücker, G., Dech, S., 2010. Per-field irrigated crop

[7]. Vijay Kotu (2015). Backward Elimination. <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/backward-elimination>. Truy cập 20/05/2020

[8]. Zhu, Z., và nnk (2012). Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, Số 118, trang 83–94. ○

#### Summary

#### Applying machine learning to restore spectral band loss in satellite image

*Pham Minh Hai, Vietnam Institute of Geodesy and Cartography*

*Nguyen Ngoc Quang, National Remote Sensing Department*

Problems occur regularly in spectral band of satellite image due to the satellite image acquisition process. The quality of the image acquisition process still has a number of problems such as stripes in spectral bands and image channel loss, which result in images do not have enough 3 basic spectral bands: the RED-GREEN-BLUE (RGB). The objective of this study is to develop an approach to restore the satellite image bands using the correlation between the error band with the remaining ones. The Python programming in which “Backward Elimination” regression algorithm was used to calculate, analyze, and process data. ○