

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ**



**PHAN ANH**

**NGHIÊN CỨU VÀ ỨNG DỤNG HỌC MÁY TRONG PHÂN LỚP  
LÚA SỬ DỤNG ẢNH VIỄN THÁM**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ HỆ THỐNG THÔNG TIN**

**Hà Nội - 2019**

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ**

**PHAN ANH**

**NGHIÊN CỨU VÀ ỨNG DỤNG HỌC MÁY TRONG PHÂN LỚP  
LÚA SỬ DỤNG ẢNH VIỄN THÁM**

**NGÀNH: HỆ THỐNG THÔNG TIN**

**CHUYÊN NGÀNH: HỆ THỐNG THÔNG TIN**

**MÃ SỐ: 8480104.01**

**LUẬN VĂN THẠC SĨ HỆ THỐNG THÔNG TIN**

**GIẢNG VIÊN HƯỚNG DẪN: PGS. TS. NGUYỄN THỊ NHẬT THANH**

**Hà Nội - 2019**

## MỤC LỤC

LỜI CẢM ƠN.....	1
LỜI CAM ĐOAN.....	2
TÓM TẮT LUẬN VĂN.....	3
CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU CHUNG .....	4
1.1. Đặt vấn đề.....	4
1.2. Mục tiêu, đóng góp và cấu trúc của luận văn.....	7
CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT.....	9
2.1. Giới thiệu về viễn thám .....	9
2.1.1. Giới thiệu chung .....	9
2.1.2. Phân loại viễn thám .....	9
2.2. Ảnh viễn thám .....	10
2.2.1. Ảnh Landsat 8 .....	10
2.2.2. Ảnh Sentinel 1A .....	11
2.3. Phương pháp học máy trong bài toán phân lớp lúa.....	12
2.3.1. Support Vector Machine .....	12
2.3.2. XGBoost.....	13
CHƯƠNG 3. ĐỀ XUẤT PHƯƠNG PHÁP PHÂN LỚP LÚA SỬ DỤNG HỌC MÁY... 15	15
3.1. Khu vực nghiên cứu .....	15
3.2. Thu thập dữ liệu.....	15
3.2.1. Dữ liệu tham chiếu .....	15
3.2.2. Ảnh vệ tinh Landsat 8 .....	16
3.2.3. Ảnh vệ tinh Sentinel 1A .....	16
3.3. Đề xuất phương pháp .....	18
3.4. Đánh giá kết quả.....	21
3.4.1. Đánh giá với dữ liệu kiểm tra.....	21
3.4.2. Đánh giá với số liệu thống kê.....	22

3.4.3. Đánh giá bản đồ trực quan .....	22
3.4.4. Đánh giá với các nghiên cứu liên quan .....	23
CHƯƠNG 4. THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ .....	24
4.1. Kết quả phân lớp .....	24
4.1.1. Phân lớp lúa sử dụng ảnh Landsat 8.....	24
4.1.2. Phân lớp lúa sử dụng ảnh Sentinel 1A .....	26
4.1.3. Nhận xét về phân lớp lúa sử dụng Landsat 8 và Sentinel 1A .....	29
4.2. Đánh giá trực quan .....	30
4.3. Đánh giá độ chính xác dựa trên các nghiên cứu liên quan.....	33
CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN.....	35

## DANH MỤC BẢNG BIỂU

Bảng 1. 1. Thống kê diện tích các khu vực trồng lúa lớn nhất cả nước ta .....	7
Bảng 3. 1. Thông tin ảnh vệ tinh Landsat 8 được sử dụng trong nghiên cứu .....	16
Bảng 3. 2. Số lượng ảnh và dữ liệu đặc trưng từ ảnh vệ tinh Sentinel 1A .....	17
Bảng 3. 4. Mô tả và công thức tính các chỉ số đánh giá độ chính xác của bộ phân lớp.....	22
Bảng 4. 1. Dữ liệu huấn luyện và kiểm tra với bài toán phân lớp lúa sử dụng ảnh Landsat 8 .....	24
Bảng 4. 2. Kết quả phân lớp lúa sử dụng ảnh vệ tinh Landsat 8 với bộ phân lớp XGBoost .....	25
Bảng 4. 3. Kết quả độ chính xác và độ hồi tưởng của mô hình phân lớp lúa sử dụng ảnh vệ tinh Landsat 8 .....	25
Bảng 4. 4. Kết quả so sánh diện tích giữa bản đồ phân lớp lúa và số liệu thống kê .....	25
Bảng 4. 5. Số lượng dữ liệu huấn luyện và kiểm tra với dữ liệu Sentinel 1A.....	26
Bảng 4. 6. Kết quả phân lớp lúa với dữ liệu Sentinel 1A và bộ phân lớp SVM .....	27
Bảng 4. 7. Kết quả độ chính xác và độ hồi tưởng của mô hình phân lớp lúa với dữ liệu Sentinel 1A .....	27
Bảng 4. 8. Kết quả so sánh với số liệu thống kê và số liệu ước tính bản đồ vụ xuân 2018 .....	28
Bảng 4. 9. Bộ dữ liệu huấn luyện và kiểm tra để so sánh hiệu quả phân lớp giữa ảnh Sentinel 1A và Landsat 8.....	29
Bảng 4. 10. Kết quả so sánh hiệu quả phân lớp lúa giữa hai loại dữ liệu Sentinel 1A và Landsat 8.....	29
Bảng 4. 11. Kết quả phân lớp lúa theo tháng sử dụng ảnh Sentinel 1A.....	30
Bảng 4. 12. So sánh số liệu với các nghiên cứu liên quan .....	33

## DANH MỤC HÌNH ẢNH

Hình 2. 1. Viễn thám bị động (hình trên) và viễn thám chủ động (hình dưới) .....	10
Hình 2. 2. Vệ tinh địa tĩnh (bên trái) và vệ tinh quỹ đạo cực (bên phải).....	10
Hình 2. 3. Ảnh ghép Landsat 8 trên khu vực ĐBSH .....	11
Hình 2. 4. Ảnh ghép vệ tinh Sentinel 1A trên khu vực ĐBSH .....	12
Hình 3. 1. Khu vực Đồng bằng sông Hồng .....	15
Hình 3. 2. Workflow của phương pháp phát hiện và giám sát lúa liên tục trên khu vực ĐBSH .....	18
Hình 3. 3. Phương pháp ghép ảnh theo tháng .....	20

## DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT

<b>STT</b>	<b>Từ viết tắt</b>	<b>Ý nghĩa</b>
1	ĐBSH	Đồng Bằng Sông Hồng
2	SVM	Support Vector Machine
3	VI	Vegetation Index
4	EVI	Enhanced Vegetation Index
5	NDVI	Normalized difference vegetation index
6	NDWI	Normalized difference water index
7	OLI	Operational Land Imager
8	TIRS	Thermal Infrared Sensor
9	LSWI	Land Surface Water Index

## LỜI CẢM ƠN

Đầu tiên tôi xin được chân thành bày tỏ lòng cảm ơn của mình đến PGS. TS Nguyễn Thị Nhật Thanh. Người đã tận tình giúp đỡ và hướng dẫn tôi trong quá trình hoàn thành luận văn của mình.

Tôi cũng xin được gửi lời cảm ơn sâu sắc đến các Thầy, Cô ở Trung tâm Công nghệ Giám sát Hiện trường (FIMO) và các Thầy, Cô công tác tại khoa Công nghệ thông tin, trường Đại học Công nghệ - ĐHQGHN đã hỗ trợ, giảng dạy, truyền đạt kiến thức giúp tôi hoàn thành khóa học này.

Cuối cùng, tôi muốn gửi lời cảm ơn sâu sắc nhất đến bố mẹ và em trai đã luôn đồng hành cùng tôi trong quá trình học tập của mình.

Công trình này được tài trợ một phần từ đề tài KHCN, cấp ĐHQGHN, Mã số đề tài: QG.18.36.

Hà Nội, ngày 28 tháng 03 năm 2019

Học viên

Phan Anh



## **LỜI CAM ĐOAN**

Tôi xin cam đoan luận văn “Nghiên cứu và ứng dụng học máy trong phân lớp lúa sử dụng ảnh viễn thám” được thực hiện dưới sự hướng dẫn của PGS. TS Nguyễn Thị Nhật Thanh.

Tham khảo từ những nghiên cứu liên quan đều được trích dẫn một cách rõ ràng trong danh mục tài liệu tham khảo. Không có việc sao chép tài liệu, công trình nghiên cứu của người khác mà không chỉ rõ về tài liệu tham khảo.

Hà Nội, ngày 28 tháng 3 năm 2019

Học viên

Phan Anh

# NGHIÊN CỨU VÀ ỨNG DỤNG HỌC MÁY TRONG PHÂN LỚP LÚA SỬ DỤNG ẢNH VIỄN THÁM

**Phan Anh**

*Khóa học và ngành học: K24 – Hệ thống thông tin*

**Tóm tắt luận văn thạc sĩ:** Đồng bằng sông Hồng (ĐBSH) là một trong bốn khu vực có diện tích canh tác lúa lớn nhất nước ta. Hàng năm, hai vụ lúa chính thường được gieo trồng trên khu vực ĐBSH và lúa là cây nông nghiệp chính được canh tác trên khu vực này. Tuy nhiên, với điều kiện khí hậu đặc trưng, lũ lụt và mưa bão hàng năm thường gây ra ảnh hưởng nghiêm trọng đến diện tích lúa gieo trồng.

Hiện nay, việc sử dụng công nghệ viễn thám trong các bài toán giám sát, quan trắc các loại bề mặt lớp phủ trên trái đất nói chung và giám sát lúa nói riêng đã được áp dụng rất phổ biến và rộng rãi. Dữ liệu vệ tinh được sử dụng bao gồm hai loại dữ liệu quang học và radar.

Tuy đã có một số ít các nghiên cứu sử dụng dữ liệu viễn thám phục vụ cho việc giám sát lúa trên khu vực ĐBSH. Tuy nhiên các nghiên cứu này vẫn còn hạn chế về dữ liệu ảnh cũng như phạm vi thực hiện. Chính vì vậy, trong luận văn này, tôi sẽ tìm hiểu, nghiên cứu và ứng dụng học máy trong phân lớp lúa sử dụng ảnh viễn thám và tiến hành thực nghiệm trên khu vực ĐBSH.

Nội dung chính của luận văn sẽ trình bày về cơ sở lý thuyết viễn thám, các phương pháp học máy ứng dụng trong bài toán phân lớp lúa. Từ đó tiến hành đánh giá hiệu quả của các loại dữ liệu viễn thám và các phương pháp học máy để xây dựng phương pháp giám sát lúa liên tục trên khu vực ĐBSH.

**Từ khóa:** Lúa, ĐBSH, Sentinel 1A, giám sát liên tục

## CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU CHUNG

Trong chương này, tôi giới thiệu tổng quan về dữ liệu viễn thám và ứng dụng của viễn thám trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Sau đó, các vấn đề về giám sát lúa sử dụng viễn thám trên khu vực ĐBSH sẽ được trình bày. Cuối cùng, vấn đề đặt ra cho luận văn, hướng giải quyết sẽ được trình bày vào phần cuối chương.

### 1.1. Đặt vấn đề

Lúa gạo là một trong những cây trồng quan trọng nhất đối với an ninh lương thực toàn cầu, với 90% tiện tích trồng lúa (tương đương khoảng 140 triệu héc-ta) tập trung ở châu Á. Cây lúa thường xuyên chịu ảnh hưởng bởi các nguy cơ gây thiệt hại như hạn hán, lũ lụt và mưa bão nhiệt đới. Điều quan trọng trong sản xuất lúa gạo là cần có thông tin kịp thời và chính xác về diện tích gieo trồng, sự phát triển của lúa và những thiệt hại do thiên tai. Ngoài ra, trong quản lý điều hành chỉ đạo sản xuất lúa, nếu có được những thông tin đầy đủ về các khía cạnh liên quan đến sản xuất lúa sẽ góp phần làm tăng hiệu quả và hiệu lực ra quyết định chỉ đạo của cơ quan quản lý Nhà nước, cũng như ra quyết định ứng phó của các hộ sản xuất đối với các biến động của thiên tai.

Hiện nay, việc sử dụng công nghệ viễn thám trong các bài toán giám sát môi trường, bề mặt lớp phủ mặt đất đã và đang được áp dụng rất rộng rãi trên thế giới. Lúa được coi là một loại bề mặt lớp phủ phổ biến đối với các đất nước có nền nông nghiệp chủ chốt như Việt Nam. Việc áp dụng công nghệ viễn thám trong việc phát hiện, giám sát lúa được triển khai rộng rãi trên thế giới bằng nhiều phương pháp khác nhau.

Bản đồ khu vực trồng lúa đã được chú ý từ rất sớm từ cuối những năm 1990. Nhiều nguồn dữ liệu bao gồm dữ liệu ảnh vệ tinh radar và dữ liệu ảnh vệ tinh quang học cùng với các phương pháp và cách tiếp cận khác nhau (phân tích phổ dựa trên ngưỡng, học máy) đã được áp dụng để phân loại và thành lập bản đồ lúa. Phương pháp phân lớp lúa dựa trên ngưỡng từ việc phân tích phổ và ứng dụng học máy đã được áp dụng từ rất sớm. Năm 1999, dựa trên sự phản xạ tín hiệu cơ bản của lúa thông qua dữ liệu ảnh vệ tinh quang học và radar, Okamoto và cộng sự đề xuất một phương pháp ước tính diện tích trồng lúa hàng tháng ở Indramayu (Indonesia) bằng dữ liệu Landsat TM trong mùa khô và dữ liệu JERS-1 trong mùa vụ lúa với sự kết hợp của phân loại dựa trên ngưỡng và học máy không giám sát [1]. Đặc điểm phát triển của cây lúa gây ra biến động mạnh trong hệ số tán xạ ngược, dựa vào đó, Lê Toàn và cộng sự đã sử dụng dữ liệu ERS-1 đa thời gian để phát triển mô hình lý thuyết xác định hệ số ngưỡng tán xạ ngược thay đổi tương đương với các điểm ảnh là lúa [2]. Các chỉ số viễn thám đặc trưng như chỉ số thực vật (NDVI), chỉ số thực vật tăng cường (EVI), chỉ số nước (NDWI), chỉ số tuyết (NSDI) có thể được sử dụng để cải thiện

chất lượng bản đồ lúa. Nuarsa và cộng sự đã đề xuất phương pháp dựa trên ngưỡng thích nghi với ba chỉ số thực vật (VI) bao gồm NDVI, tỷ lệ VI và VI điều chỉnh so với đất (SAVI) được trích xuất từ ảnh vệ tinh MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) [3]. Trong nghiên cứu này, một ngưỡng được tính toán dựa trên chỉ số thực vật – VI để phân tách lúa ra khỏi các loại đất phủ khác. Dữ liệu MODIS cũng được sử dụng trong nghiên cứu của Xiao và các cộng sự năm 2005 [6], và năm 2006 [7]. Dựa trên các đặc điểm đặc trưng của khu vực canh tác lúa, ruộng lúa thường bị ngập nước trong quá trình cấy, do đó, các chỉ số LSWI, NDVI và EVI đã được trích xuất để tính ngưỡng phục vụ cho việc xác định thời kỳ ban đầu của mùa lúa. Sau đó, nếu giá trị EVI đạt một nửa giá trị EVI tối đa trong vòng 40 ngày, nó sẽ được xác định là lúa [4]. Với ý tưởng sử dụng sự thay đổi trong tín hiệu phản xạ từ các quan sát cơ bản dựa trên phân tích các giai đoạn phát triển của lúa bằng hình ảnh vệ tinh đa thời gian, Manfron và cộng sự đã sử dụng cách tiếp cận của Xiao và cộng sự cũng đã phát triển một phương pháp mới bằng cách sử dụng kết hợp đạo hàm của hàm tín hiệu VI cùng với thời gian và giá trị EVI tối đa để cải thiện chất lượng bản đồ lúa sử dụng dữ liệu MODIS [5]. Phương pháp phân tích dựa trên ngưỡng và hiện tượng học đòi hỏi kiến thức và kiến thức vững chắc trong nông nghiệp và cũng cần được điều chỉnh cho các điều kiện môi trường đặc trưng của khu vực nghiên cứu.

Phương pháp tiếp cận học máy – Machine Learning (ML) đã trở nên phổ biến hơn gần đây và hiệu quả của nó có thể tốt hơn việc phân tích ngưỡng truyền thống dựa trên chữ ký phổ của lúa [6]. Các loại mô hình học máy giám sát và không giám sát đều đã được triển khai cho các bài toán phân loại và phân cụm tương ứng. Cách tiếp cận ML dễ dàng và thuận tiện để triển khai một cách nhanh chóng nhưng nó đòi hỏi các bộ dữ liệu đặc trưng mạnh để có kết quả chính xác cao. Giá trị điểm ảnh thô có thể được coi là đặc trưng đơn giản nhất cho mô hình ML. Máy vectơ hỗ trợ - Support Vector Machine (SVM) đã được sử dụng với dữ liệu đa thời gian HJ-1 CCD (vệ tinh Huân Jing-1 với hai cảm biến CCD) để phát hiện điểm ảnh lúa [7]. Hình ảnh quang học với lợi thế có thể thu được tín hiệu thực vật và hình ảnh SAR với lợi thế vượt trội về điều kiện thu nhận có thể được sử dụng kết hợp cho việc phân lớp lúa. Park và cộng sự. đã đề xuất một phương pháp sử dụng các băng tần ảnh Landsat 1-5, 7, NDVI, NDWI, hệ số tán xạ từ Vệ tinh quan sát mặt đất tiên tiến (ALOS), vệ tinh PALSAR, vệ tinh RADARSAT-1 và dữ liệu độ cao địa hình DEM làm các đặc trưng cho việc phân lớp lúa sử dụng hai bộ phân lớp Random Forest và Support Vector Machine [8]. Trong một nghiên cứu khác, đất trồng trọt và rừng được khai thác bằng cách sử dụng phân loại không giám sát - Kmean với dữ liệu Landsat-8. Bản đồ nước bổ sung đã được sử dụng để phát hiện đất trồng lúa với đất trồng trọt. Và sau đó, dữ liệu ảnh Sentinel 1 đã được sử dụng để tạo ra dữ liệu ảnh tăng cường phục vụ cho việc phát hiện các khu vực lúa được canh tác sớm, chính vụ và lúa muộn [9]. Gần đây, dữ liệu Sentinel 1 đã được sử

dụng rộng rãi để lập bản đồ sử dụng đất nói chung. Mandal và cộng sự đề xuất một phương pháp kết hợp ngưỡng và Kmean sử dụng dữ liệu Sentinel 1 để lập bản đồ lúa cây sớm và muộn ở Dipankar Mandal (Ấn Độ) [10]. Phương pháp này đã được triển khai trên nền tảng Google Earth Engine.

Như đã nói ở trên, Việt Nam là nước xuất khẩu gạo hàng đầu thế giới. Do đó, Việt Nam cũng là một khu vực nghiên cứu nhận được nhiều sự quan tâm từ các nhà nghiên cứu về lập bản đồ lúa, đặc biệt là ở đồng bằng sông Cửu Long. Phương pháp dựa trên ngưỡng và chữ ký phổ của lúa chủ yếu được điều chỉnh để phân loại lúa trên khu vực này với cả dữ liệu ảnh quang học và dữ liệu radar SAR. Sakamoto và cộng sự đã sử dụng dữ liệu MODIS trong 7 năm để phân loại bề mặt nuôi trồng thủy sản và vùng trồng lúa ba vụ ở Sóc Trăng và Bạc Liêu. Trong nghiên cứu này, bộ lọc wavelet và ngưỡng của các chỉ số EVI, chỉ số nước bề mặt (LSWI) đã được áp dụng để phân loại lúa [11]. Phương pháp dựa trên ngưỡng từ các chỉ số quang phổ chủ yếu được áp dụng trong ảnh quang học. Tuy nhiên, nhiễu từ dữ liệu thô có thể làm cho một ruộng lúa có thể được phân loại không chính xác hoàn toàn. Để tránh điều đó, Kontgis và cộng sự đã đề xuất một phương pháp sử dụng thuật toán mean-shift segmentation để tạo ra bản đồ ruộng lúa. Trong nghiên cứu này, một ngưỡng cho chỉ số EVI từ dữ liệu Landsat đã được sử dụng để phân biệt giữa các ruộng lúa một vụ, hai vụ và ba vụ [12]. Trong một nghiên cứu khác cũng được thực hiện ở đồng bằng sông Cửu Long, ba kênh dữ liệu ASAR theo chuỗi thời gian (track 304, track 412, track 32) đã được sử dụng để lập bản đồ lúa sớm, lúa muộn và hai vụ dựa trên kỹ thuật phân tách ngưỡng [13]. Nguyễn và cộng sự. cũng sử dụng dữ liệu ASAR đa thời gian để phát triển thuật toán cây quyết định cho việc phân biệt các khu vực trồng lúa khác nhau dựa trên chữ ký quang phổ đặc trưng theo mùa của cây lúa [14]. Một nghiên cứu khác về lập bản đồ lúa cũng ở đồng bằng sông Cửu Long cũng đã được thực hiện bằng phương pháp tách ngưỡng dựa vào chỉ số EVI từ dữ liệu ảnh MODIS [15].

Trong khi các nghiên cứu trước tập trung vào đồng bằng sông Cửu Long, Hoang và cộng sự đề xuất một nghiên cứu được thực hiện tại khu vực sông Cầu thuộc lưu vực Sông Hồng. Dữ liệu phân cực kép dual-pol RADARSAT-2 với cách tiếp cận dựa trên ngưỡng và dữ liệu phân cực quad-pol với bộ phân lớp SVM đã được đánh giá để chọn ra hướng tiếp cận tốt nhất cho phân lớp lúa [6]. Trong một nghiên cứu về lập bản đồ phát thải khí nhà kính ở đồng bằng sông Hồng, dữ liệu Landsat-8, Sentinel-1A và PALSAR-2 được sử dụng kết hợp với bộ phân lớp RandomForest để tạo ra bản đồ lúa [16]. Do sự che phủ của mây thường xuyên ở khu vực Đồng bằng sông Hồng, Chuc và cộng sự đã đề xuất một phương pháp tổng hợp hình ảnh Landsat-8 và lập bản đồ lúa với bộ phân lớp XGBoost [17]. Các nghiên cứu khác sử dụng dữ liệu ảnh SAR để phân lớp lúa và lập bản đồ lúa trên khu vực RRD sử dụng hình ảnh đa thời gian và kỹ thuật học máy có thể kể đến, SVM [18] [19],

Simple Linear Iterative Clustering [20], cây quyết định dựa trên phân tích hiện tượng phổ lúa và tách cận ngưỡng [21].

Dựa vào các nghiên cứu ở trên có thể thấy rằng, chưa có nghiên cứu nào thực hiện lập bản đồ lúa và giám sát lúa định kỳ cho 11 tỉnh trên khu vực ĐBSH. Mặc dù, ĐBSH là một trong 4 khu vực có diện tích trồng lúa lớn nhất nước ta (Bảng 1.1). Nơi đây cũng thường chịu tác động của điều kiện thiên tai khắc nghiệt, do vậy việc giám sát lúa liên tục trên khu vực ĐBSH là điều thực sự cần thiết.

Bảng 1. 1. Thống kê diện tích các khu vực trồng lúa lớn nhất cả nước ta

Khu vực	Sản lượng (nghìn tấn)				
	2013	2014	2015	2016	2017
Red River Delta	6.655,4	6.759,8	6.729,5	6.545,0	6.083,3
Northern Midlands and Mountainous	3.265,6	3.341,1	3.336,8	3.405,5	3.336,4
North Central Coast	6.599,7	7.034,0	6.855,1	6.842,2	6.997,9
Mekong River Delta	25.021,1	25.245,6	25.583,7	23.831,0	23.633,5

## 1.2. Mục tiêu, đóng góp và cấu trúc của luận văn

Dựa vào những nghiên cứu liên quan ở trên, có thể thấy rằng các nghiên cứu chủ yếu tập trung riêng lẻ vào một trong ba mục tiêu chính dưới đây:

- (1) Lập bản đồ lúa theo thời gian gieo cấy (lúa sớm, lúa muộn, lúa chính vụ),
- (2) lập bản đồ lúa theo số mùa vụ gieo trồng.
- (3) lập bản đồ lúa thông thường (lúa và không phải lúa).

Trong luận văn này, nội dung nghiên cứu chính được đề xuất là phương pháp giám sát lúa liên tục trên khu vực ĐBSH. Phương pháp được đề xuất trong luận văn sẽ giúp giải quyết cả ba vấn đề (1), (2), (3) đồng thời thay vì giải quyết chúng riêng lẻ như những nghiên cứu đã có. Phạm vi thực hiện lập bản đồ lúa là 11 tỉnh trên khu vực ĐBSH. Hai loại dữ liệu vệ tinh quang học (Landsat-8) và radar (Sentinel-1A) được triển khai và đánh với phương pháp tiếp cận dựa trên nghiên cứu đặc trưng sinh trưởng của lúa trên khu vực nghiên cứu.

Kết quả đạt được trong luận văn được sử dụng trong bài báo “Rapid assessment of flood inundation and affected rice area in Red River Delta from Sentinel 1A Imagery”.

Trong luận văn này, nội dung cơ sở lý thuyết sẽ được trình bày ở Chương 2, phương pháp được đề xuất để giám sát lúa liên tục được trình bày ở Chương 3. Sau đó, phần thực nghiệm sẽ được trình bày ở Chương 4. Cuối cùng là Kết luận – Chương 5.

## CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Trong chương này, các khái niệm cơ bản về viễn thám sẽ được trình bày. Sau đó, hai loại ảnh viễn thám Sentinel 1A và Landsat 8 sẽ được giới thiệu. Cuối cùng, các phương pháp học máy dùng để phân lớp lúa sẽ được giới thiệu.

### 2.1. Giới thiệu về viễn thám

#### 2.1.1. Giới thiệu chung

Nguyên lý hoạt động của viễn thám là nhờ vào sự phản xạ bề mặt của các vật thể, đối tượng trên bề mặt Trái Đất sử dụng các dải phổ hoặc nguồn năng lượng khác nhau. Do đó, mỗi loại bề mặt có kết cấu đặc trưng khác nhau sẽ phản xạ/tán xạ lại những giá trị khác nhau. Đối với mỗi nguồn năng lượng khác nhau, dữ liệu viễn thám lại mang các đặc trưng riêng. Tín hiệu phản xạ lại từ các bề mặt lớp phủ trên Trái Đất sau đó được thu thập và xử lý tại các trạm thu dữ liệu ảnh vệ tinh để sử dụng nghiên cứu cho các miền ứng dụng khác nhau.

#### 2.1.2. Phân loại viễn thám

Nguyên tắc hoạt động của viễn thám bao gồm 2 quá trình chính: thu nhận dữ liệu và phân tích dữ liệu [22]. Phân loại viễn thám có thể dựa trên 3 tiêu chí: nguồn tín hiệu, quỹ đạo vệ tinh.

**Theo nguồn tín hiệu:** Viễn thám chủ động và bị động (Hình 2.1).

Viễn thám bị động hoạt động dựa trên nguyên lý thu thập dữ liệu phản xạ từ nguồn sáng mặt trời và dữ liệu ảnh viễn thám bị động được tạo ra nhờ thu nhận năng lượng của các bước sóng ánh sáng. Viễn thám chủ động thu thập dữ liệu nhờ vào năng lượng mặt trời, do đó các điều kiện thời tiết (ngày, đêm) và điều kiện khí hậu môi trường (mây) gây ảnh hưởng đến quá trình thu nhận dữ liệu.

Trong khi đó, với viễn thám bị động, cảm biến được trang bị sẽ phát ra tín hiệu xuống mặt đất và đo dữ liệu phản xạ/tán xạ ngược lại. Do vậy, dữ liệu thu thập được từ viễn thám bị động có ưu điểm không bị ảnh hưởng bởi điều kiện thời tiết và môi trường.

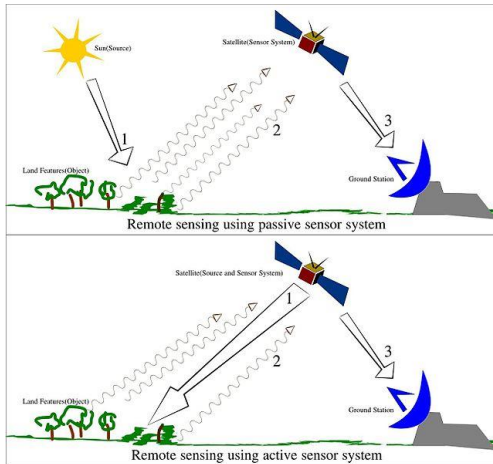
**Theo quỹ đạo:** Vệ tinh địa tĩnh, vệ tinh quỹ đạo cực (Hình 2.2).

Vệ tinh địa tĩnh là loại vệ tinh có tốc độ quay bằng với tốc độ quay của trái đất, thường được sử dụng trong quân sự và dự báo thời tiết do vị trí tương đối vệ tinh so với điểm quan trắc trên mặt đất gần như ổn định và không thay đổi.

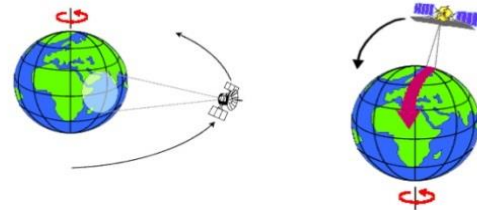
Vệ tinh quỹ đạo cực là loại vệ tinh có mặt phẳng quỹ đạo vuông góc hoặc gần vuông góc với mặt phẳng xích đạo của trái đất. Tốc độ quay của vệ tinh khác với tốc độ quay



của trái đất. Loại vệ tinh này được thiết kế sao cho sau một chu kỳ thời gian nhất định, vệ tinh sẽ quay lại đúng một khu vực.



Hình 2. 1. Vệ tinh bị động (hình trên) và vệ tinh chủ động (hình dưới)



Hình 2. 2. Vệ tinh địa tĩnh (hình trái) và vệ tinh quỹ đạo cực (hình phải)

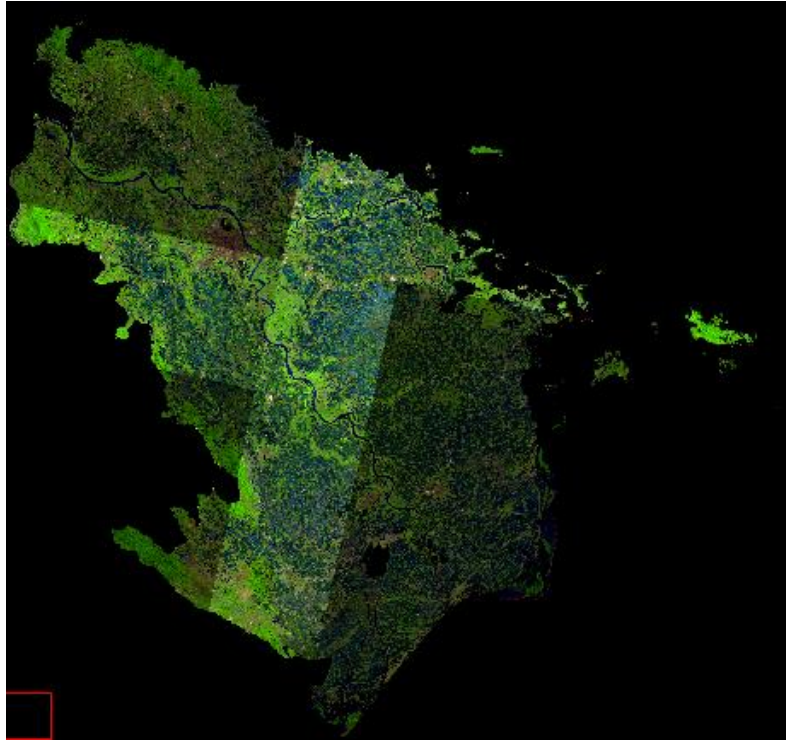
## 2.2. Ảnh viễn thám

### 2.2.1. Ảnh Landsat 8

Vệ tinh Landsat 8 đã được phóng lên quỹ đạo vào năm 2013. Với sự phát triển và công nghệ mới so với các thế hệ vệ tinh trước đây. Dữ liệu Landsat 8 với chu kỳ thu nhận ảnh 16 ngày đã và đang là nguồn cung cấp thông tin phục vụ nghiên cứu trong các lĩnh vực giám sát môi trường và bề mặt trái đất như quản lý đất, giám sát bề mặt lớp phủ, ứng dụng trong giám sát các vấn đề nông nghiệp, cây trồng, quản lý nguồn nước.

Vệ tinh Landsat 8 sử dụng hai bộ cảm biến OLI và TIRS giúp cho việc thu nhận dữ liệu đa dạng và phục vụ được nhiều mục đích nghiên cứu hơn. Dữ liệu Landsat 8 bao gồm 11 kênh phổ, trong đó có 9 kênh sóng ngắn và 2 kênh nhiệt sóng dài. Dữ liệu ảnh Landsat 8 được cung cấp với độ phân giải 30 mét đối với dữ liệu các kênh nhìn thấy. Độ phân giải 30m tuy chưa phải là độ phân giải tốt nhất, nhưng với các mục đích ứng dụng về nông nghiệp, độ phân giải này đã có thể đáp ứng được nhu cầu trong từng bài toán cụ thể.

Dữ liệu ảnh Landsat 8 bị mất dữ liệu do mây – đây cũng là điều kiện khí hậu đặc trưng trên khu vực ĐBSH. Việc này dẫn đến mật độ dữ liệu một số khu vực trên ĐBSH sẽ bị thưa hơn các khu vực không bị mây che phủ.



Hình 2. 3. Một ảnh ghép Landsat 8 trên khu vực ĐBSH

### 2.2.2. Ảnh Sentinel 1A

Sentinel 1 là chòm sao vệ tinh của Cơ quan Vũ trụ châu Âu (ESA). Sentinel 1 bao gồm hai vệ tinh Sentinel 1 A / B mang hình ảnh SAR của băng tần C với chu kỳ ảnh trong 6 ngày với sự sẵn có của cả hai vệ tinh và 12 đối với từng vệ tinh riêng lẻ. Sentinel 1 cung cấp dữ liệu swath phân cực kép (IW) phân cực kép với truyền dọc, nhận dọc (VV) và truyền dọc, phân cực nhận ngang (VH). Chế độ swath của IW có độ phân giải không gian 5 x 20m và khoảng cách 250 km. Bốn hình ảnh S1A được yêu cầu bao phủ toàn bộ khu vực ĐBSH. Trong đó, 2 hình ảnh với Số quỹ đạo tương đối (RoN) là 55 để che phủ hết tỉnh Quảng Ninh và 2 hình ảnh với RoN là 91 để bao quát 10 tỉnh còn lại. Hình 2.4 là một cảnh ĐBSH được chụp bởi vệ tinh Sentinel 1A.



Hình 2. 4. Ảnh ghép vệ tinh Sentinel 1A trên khu vực ĐBSH

## 2.3. Phương pháp học máy trong bài toán phân lớp lúa

### 2.3.1. Support Vector Machine

Support Vector Machines (SVM) là một nhóm các phương pháp học có giám sát như được giới thiệu trong [23]. SVM tìm ra siêu phẳng tách biệt tối ưu trong không gian đa chiều.

Giả sử dữ liệu huấn luyện được đại diện bởi  $\{x_i, y_i\}$ ,  $i = 1, \dots, k$ , trong đó  $x \in \mathbb{R}^n$  là một vectơ không gian  $n$  chiều và  $y \in \{1, -1\}$  là nhãn lớp. Tập dữ liệu huấn luyện này có thể được phân tách bằng một siêu phẳng nếu tồn tại một vectơ  $w = (w_1, \dots, w_k)$  và một vô hướng  $b$  thỏa mãn bất đẳng thức sau.

$$y_i(wx_i + b) - 1 + \xi_i \geq 0 \quad \forall y = \{+1, -1\} \quad (1)$$

Trong đó  $\xi_i$  cho biết khoảng cách từ dữ liệu đến siêu phẳng tối ưu. Hàm mục tiêu có thể được viết như sau:

$$\|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i \quad (2)$$

$C$  là một hằng số được sử dụng để kiểm soát mức độ “phạt” đối với các lỗi của siêu phẳng tách tối ưu. Siêu phẳng tối ưu có thể được xác định bằng cách tối ưu hàm mục tiêu trong biểu thức. (2) theo các ràng buộc trong biểu thức. (1). Điều này có thể được thực hiện bằng cách sử dụng các nhân tử Lagrange.

The basic approach to SVM classification may be extended to allow for nonlinear decision boundaries by mapping the input data into higher-dimensional space  $H$  so that in the new space, data can be linearly separated

Cách tiếp cận cơ bản để phân loại SVM có thể được mở rộng để cho phép các ranh giới quyết định (nonlinear decision boundaries) phi tuyến bằng cách ánh xạ dữ liệu đầu vào vào không gian  $H$  nhiều chiều hơn với hi vọng rằng trong không gian mới nhiều chiều hơn, dữ liệu có thể được phân tách tuyến tính. Để làm điều này, một hàm nhân (kernel) được đề xuất sử dụng:  $K(x_i, x_j) = (\phi(x_i), \phi(x_j))$ , trong đó một mẫu dữ liệu đầu vào  $x$  có thể được biểu diễn là vector  $\phi(x)$  trong không gian  $H$ . Hạt nhân này cho phép tính toán tích vô hướng của  $(\phi(x_i), \phi(x_j))$  mà không cần biết chính xác biểu diễn của các mẫu dữ liệu  $x_i$  và  $x_j$  trong không gian mới có nhiều chiều hơn.

Do SVM được phát triển như một trình phân loại nhị phân, do vậy đối với các bài toán phân loại đa lớp, SVM sẽ hoạt động theo cơ chế *one-against-all*. Mô hình phân lớp sẽ cố gắng phân tách lần lượt từng lớp dữ liệu ra khỏi các lớp còn lại.

### 2.3.2. XGBoost

eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) là một bộ phân loại mới được giới thiệu bởi Tianqi Chen [24]. XGBoost nổi lên như một công cụ mạnh mẽ trong nhiều lĩnh vực phân loại và chiến thắng trong nhiều cuộc thi phân lớp do Kaggle tổ chức. Đây là phiên bản tối ưu hóa của Gradient Boosting Machines (GBM). 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 trong một số trường hợp dữ liệu thưa (hình ảnh bị thiếu do các đám mây).

Một mô hình XGBoost có thể được viết như trong biểu thức. (3):

$$y_i' = \Phi(x_i) = \sum_{k=1}^K f_k(x_j), \quad f_k \in F \quad (3)$$

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:

$$L(\Phi) = \sum_i l(y'_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k) \quad (4)$$

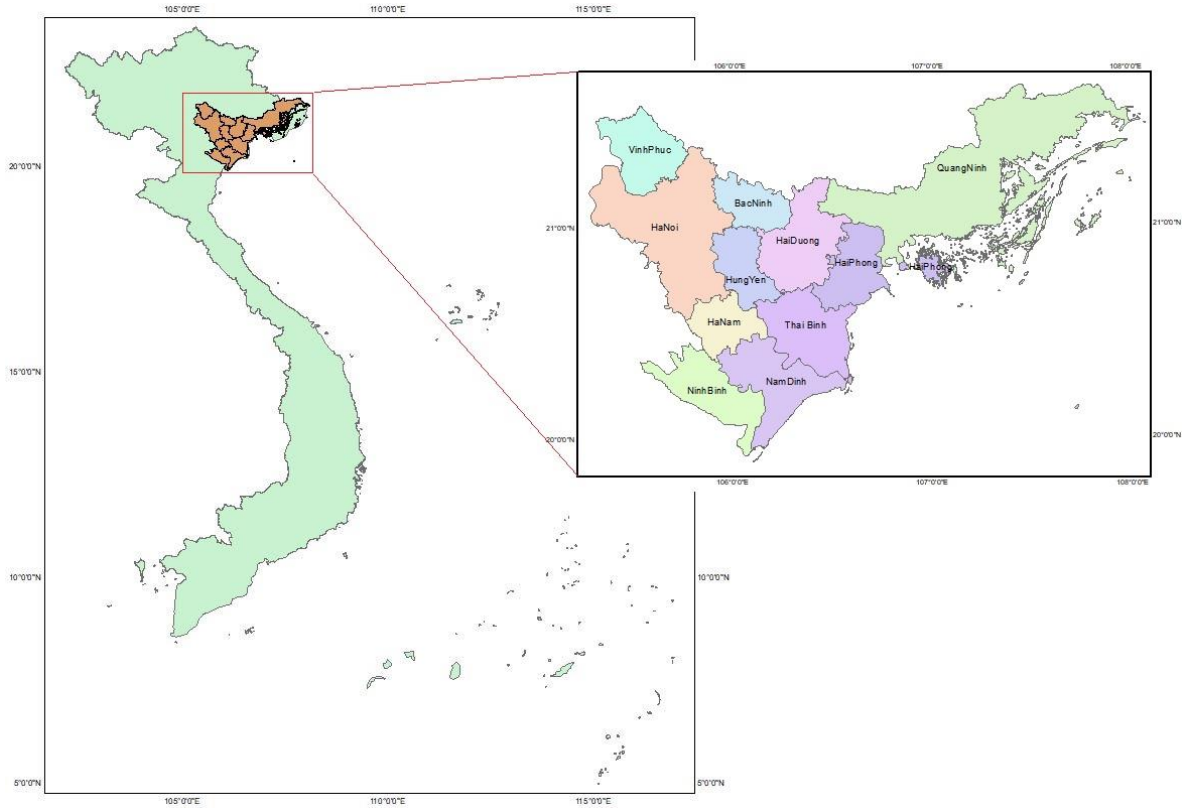
Trong đó  $\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2$  là thuật ngữ chính quy trong đó  $T$  là số lượng lá,  $w$  là trọng số lá

Tuy nhiên, hàm mục tiêu coi các hàm là tham số của nó do đó không thể được huấn luyện bằng các phương thức 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 về việc hoạt động tốt trong một số trường hợp dữ liệu thưa, do vậy bộ phân lớp này được sử dụng với dữ liệu Landsat 8 trong việc phân lớp lúa trên khu vực ĐBSH.

## CHƯƠNG 3. ĐỀ XUẤT PHƯƠNG PHÁP PHÂN LỚP LÚA SỬ DỤNG HỌC MÁY

### 3.1. Khu vực nghiên cứu



Hình 3. 1. Khu vực Đồng bằng sông Hồng

Đồng bằng sông Hồng được tạo thành từ Hệ thống sông Hồng và Hệ thống sông Thái Bình (sông Cầu, sông Thương và sông Lục Nam) với diện tích khoảng 15.000 km<sup>2</sup> kéo dài từ Quảng Ninh đến Ninh Bình (xem Hình 3.1). Hiện tại, có hai mùa lúa chính trong RRD là mùa đông xuân (tháng 2 đến tháng 6) và mùa hè-thu (tháng 7 đến tháng 11). Mùa đông xuân thường được trồng vào mùa khô, vì vậy cần có nước tưới tích cực. Lúa xuân (đầu xuân, chính, cuối xuân) thường được trồng vào cuối tháng 11 đến tháng 3 và thu hoạch vào tháng 6. Trong những năm gần đây, lúa mùa đông đã được mở rộng và phát triển mạnh mẽ, chiếm 80-90% diện tích lúa phía Bắc. Mùa hè-thu thường được bắt đầu vào cuối tháng 5 đến tháng 7 và kết thúc vào giữa tháng 11 hàng năm. Vị trí địa lý của ĐBSH được thể hiện trong Hình 3.1

### 3.2. Thu thập dữ liệu

#### 3.2.1. Dữ liệu tham chiếu

- Dữ liệu huấn luyện và kiểm tra

Dữ liệu huấn luyện và kiểm tra được sử dụng để xây dựng và đánh giá độ chính xác của mô hình phân lớp lúa. Ngoài ra dữ liệu huấn luyện và kiểm tra cũng được sử dụng để đánh giá hiệu quả của bộ phân lớp có phụ thuộc vào phương pháp lấy mẫu hay không. Do vậy, dữ liệu huấn luyện và kiểm tra được lấy mẫu theo hai phương pháp khác nhau nhằm đánh giá hiệu quả của bộ phân lớp lúa sử dụng ảnh Landsat 8 và ảnh Sentinel 1A.

Hai phương pháp lấy mẫu được sử dụng trong phạm vi luận văn này. Phương pháp lấy mẫu stratified sampling được sử dụng cho ảnh Landsat 8. Phương pháp lấy mẫu tích hợp được sử dụng cho ảnh Sentinel 1A. Phương pháp lấy mẫu tích hợp được mô tả như sau (cấp tỉnh sử dụng stratified sampling, cấp huyện sử dụng cluster sampling, cấp xã sử dụng cluster sampling, cấp bản đồ sử dụng random sampling).

– Dữ liệu thống kê

Dữ liệu thống kê của các năm 2015, 2016, 2018 được sử dụng để đánh giá sự khác biệt về diện tích lúa ước tính được từ tổng cục thống kê và diện tích lúa ước tính được từ bản đồ phân lớp lúa.

### 3.2.2. Ảnh vệ tinh Landsat 8

Dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat 8 được sử dụng trong luận văn được thu thập từ Google Earth Engine Data catalog và số lượng ảnh được thể hiện trong Bảng 3.1. Ngoài ra dữ liệu Landsat 8 cũng có thể được thu thập trực tiếp từ kho lưu trữ ảnh của NASA (earthexplorer.usgs.gov). Dữ liệu ảnh vệ tinh Landsat 8 bị ảnh hưởng bởi mây, do vậy cần thực hiện bước ghép ảnh theo tháng. Mỗi ảnh Landsat 8 sử dụng 7 kênh phổ cho ảnh ghép 12 tháng để xây dựng vector đặc trưng do đó số đặc trưng trong một năm có giá trị là 84.

Bảng 3. 1. Thông tin ảnh vệ tinh Landsat 8 được sử dụng trong nghiên cứu

ID	Năm	Số lượng ảnh ghép theo tháng	Số đặc trưng
1	2015	12	84
2	2016	12	84

### 3.2.3. Ảnh vệ tinh Sentinel 1A

Dữ liệu ảnh vệ tinh Sentinel 1A được thu thập trong bốn năm 2015, 2016, 2018 và được thu thập vào khoảng thời gian vụ đông xuân trong bốn năm trên, từ khoảng 1/2 đến 30/5. Dữ liệu ảnh bao gồm 10 ảnh cho vụ lúa đông xuân cho mỗi năm trong bốn năm từ 2015 đến 2018. Số lượng ảnh và dữ liệu đặc trưng trong một năm được thể hiện trong Bảng 3.2. Dữ liệu Sentinel 1A bao gồm 2 kênh dữ liệu VV và VH do vậy, số đặc trưng trong của một mùa vụ trong một năm có giá trị là 20.

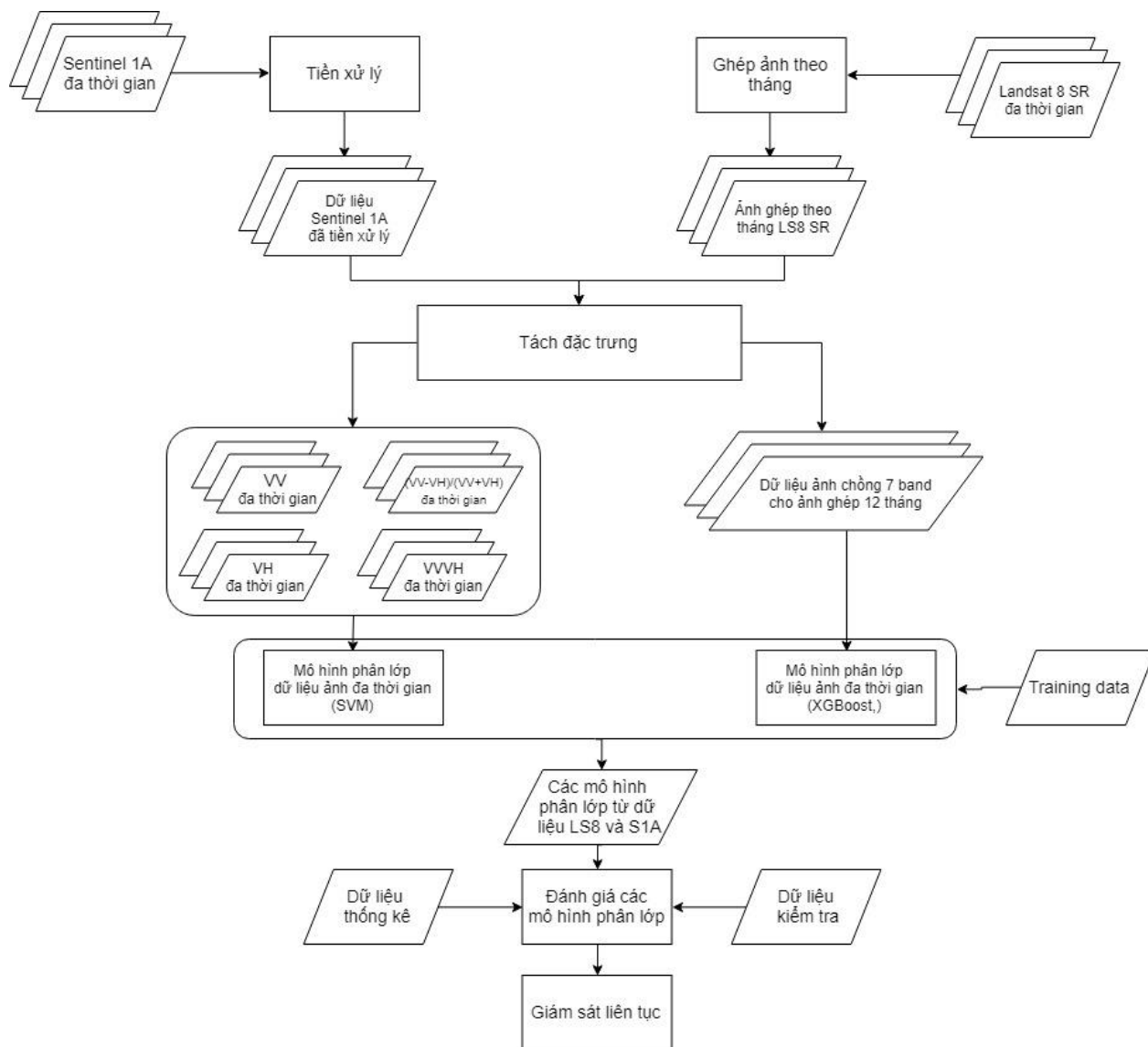
Dữ liệu ảnh vệ tinh Sentinel 1A được thu thập từ kho lưu trữ ảnh vệ tinh Google Earth Engine. Ngoài ra dữ liệu này cũng được cung cấp trực tiếp từ kho lưu trữ của Cơ quan vũ trụ Châu Âu (ESA - [scihub.copernicus.eu/dhus/](https://scihub.copernicus.eu/dhus/)).

Bảng 3. 2. Số lượng ảnh và dữ liệu đặc trưng từ ảnh vệ tinh Sentinel 1A

<b>Bộ dữ liệu đặc trưng</b>	<b>Số lượng ảnh Sentinel 1A</b>	<b>Số đặc trưng</b>
VV	10	10
VH	10	10
$(VV-VH)/(VV+VH)$	10	10
VVVH	10	20



### 3.3. Đề xuất phương pháp



Hình 3. 2. Workflow của phương pháp phát hiện và giám sát lửa liên tục trên khu vực ĐBSH

**Đối với ảnh Sentinel 1A.** Đầu tiên, tất cả các ảnh Sentinel 1A trong một vụ được tải về và tiền xử lý từ nền tảng Google Earth Engine. Sau khi tiền xử lý, dữ liệu được trích xuất đặc trưng để xây dựng bộ phân lớp SVM. Mô hình phân lớp dựa trên bộ dữ liệu đặc trưng có độ chính xác cao nhất được lựa chọn, kết quả phân lớp được đánh giá theo các cơ chế : đánh giá dạng điểm dựa trên dữ liệu kiểm tra, đánh giá dạng bản đồ dựa trên số liệu thống kê diện tích lửa từ Tổng cục thống kê,

Tiền xử lý: Các bước tiền xử lý cho ảnh Sentinel 1A bao gồm: cập nhật vector quỹ đạo trạng thái, xóa nhiễu nhiệt, hiệu chỉnh bức xạ, hiệu chỉnh địa hình. Vector quỹ đạo trạng

thái cung cấp vị trí vệ tinh và thông tin về tốc độ. Thông tin này thông thường sẽ có sẵn sau thời gian vài ngày tới vài tuần kể từ khi sản phẩm ảnh Sentinel 1A được tạo ra, sau đó được tải về và tự động cập nhật vào metadata của ảnh. Nhiễu nhiệt gây ra bởi năng lượng nền, xuất hiện ở nhiều nơi trên ảnh với các mức độ khác nhau. Nhiễu nhiệt đặc biệt xuất hiện nghiêm trọng với các kênh phân cực kép. Về nguyên tắc, nhiễu nhiệt có thể dễ dàng được xóa bỏ bằng cách trừ đi phần nhiễu. Sau đó, hiệu chỉnh bức xạ được thực hiện với mục đích chuyển giá trị điểm ảnh radar sao cho giá trị này đại diện cho năng lượng tán xạ ngược tại điểm đó. Bước tiền xử lý quan trọng tiếp theo là hiệu chỉnh địa hình. Mục đích là hiệu chỉnh dữ liệu ảnh radar sao cho tác động của bề mặt địa hình được phản ánh trên ảnh. Ở đây, hiệu chỉnh địa hình được thực hiện với dữ liệu đầu vào là bản đồ độ cao SRTM 30 hoặc ASTER DEM. Sau khi tiền xử lý xong, dữ liệu cần được cắt ghép để che phủ toàn bộ khu vực 11 tỉnh trên ĐBSH. Các bước tiền xử lý này yêu cầu kiến thức nền tảng về viễn thám và được xử lý thông qua nền tảng Google Earth Engine.

Trích xuất đặc trưng : Trong luận văn này, tôi trích xuất bốn bộ dữ liệu đặc trưng cho bước phân lớp lúa tiếp theo. Bốn bộ dữ liệu này gồm có: dữ liệu đa thời gian kênh VV, dữ liệu đa thời gian kênh VH, dữ liệu đa thời gian kênh  $(VV-VH)/(VV+VH)$ , dữ liệu đa thời gian kênh VV nói VH. Dữ liệu đa thời gian ở đây là dữ liệu đơn ảnh được xếp chồng theo thứ tự thời gian sinh trưởng của lúa.

Phân lớp lúa : Bốn bộ dữ liệu đặc trưng ở bước trên được sử dụng để huấn luyện bộ phân lớp Support Vector Machine và chọn ra bộ đặc trưng tốt nhất cho việc phân lớp lúa. Việc sử dụng mô hình phân lớp SVM dựa trên hai lý do, trong đó lý do thứ nhất là dựa trên việc mô hình phân lớp SVM được thiết kế cho việc phân lớp nhị phân [23] (ở đây là phân lớp lúa và không phải lúa). Ngoài ra, lý do thứ hai SVM được chọn đó là dựa vào các nghiên cứu liên quan trước đây đã sử dụng mô hình SVM và đạt kết quả phân lớp chính xác cao [6][7][25][18].

Đánh giá kết quả. Như đã trình bày ở trên, bước đánh giá kết quả được thực hiện dựa vào dữ liệu kiểm tra dạng điểm và dữ liệu thống kê.

**Đối với ảnh Landsat 8.** Mây, bóng mây có ảnh hưởng lớn dữ liệu thu nhận của cảm biến quang học. Sự hiện diện của mây/bóng mây là vấn đề gây khó khăn cho các quá trình xử lý ảnh sau này bao gồm: ghép ảnh, hiệu chỉnh khí quyển, tính chỉ số thực vật, phân loại lớp phủ mặt đất, phát hiện thay đổi lớp phủ,... Do đó, điều quan trọng là phát hiện và tách được mây, bóng mây trong ảnh vệ tinh một cách chính xác trước khi sử dụng trong các ứng dụng khác. Rất nhiều nghiên cứu tách mây trên ảnh Landsat 8 đã được nghiên cứu. Trong đó, phương pháp của Zhu và cộng sự đã được cài đặt và sử dụng để tạo sản phẩm mặt nạ mây/bóng mây trên ảnh Landsat 8 SR. Do vậy, ảnh Landsat 8 SR khi được thu thập đã có

thông tin chỉ thị khu vực bị mây dày, mây mỏng, bóng mây... Trong nghiên cứu này, tất cả những điểm ảnh được chỉ thị là mây, bóng mây (tất cả các loại mây) đều sẽ được coi là mây. Từ đó, một mặt nạ mây mới được tạo ra, trong đó chỉ có hai giá trị mây/không phải mây cho mỗi ảnh Landsat 8 SR. Dữ liệu Landsat 8 được tải về và tiến xử lý xóa mây, ghép ảnh sử dụng nền tảng Google Earth Engine.

Đồng bằng Sông Hồng cần 4 ảnh Landsat 8 để che phủ hoàn toàn 11 tỉnh thành trong khu vực. Một số vùng có nhiều ảnh sẽ có nhiều điểm quan sát hơn so với những vùng khác. Một số khu vực thì hay bị mây dẫn đến ít dữ liệu hơn khu vực khác. Những vấn đề này khiến cho mật độ dữ liệu giữa các điểm ảnh không đều nhau. Để tạo dữ liệu thống nhất cho phân loại, dữ liệu ảnh Landsat 8 được thực hiện ghép theo tháng. Đầu ra là một ảnh tổng hợp duy nhất, che phủ toàn bộ Đồng bằng Sông Hồng đại diện cho tháng cần ghép. Tuy nhiên, không thể đảm bảo ảnh ghép này sẽ không bị mây do đặc trưng của khu vực nghiên cứu (hay bị mây) và tần suất thu dữ liệu thưa của vệ tinh Landsat 8 (16 ngày).

Để ghép ảnh, ảnh L8SR được nhóm theo tháng. Sau đó những ảnh trong cùng tháng được cắt theo đường bao địa giới của Đồng bằng Sông Hồng, xử lý ghép ảnh tách mây. Cuối cùng, mỗi điểm ảnh đại diện cả tháng được tính bằng giá trị trung bình tất cả các điểm ảnh không bị mây ở cùng vị trí. Nếu không có điểm sạch nào thì điểm ảnh đại diện được gán giá trị nodata. Phương pháp này được thực hiện cho tất cả các kênh phổ (7 kênh).

Phương pháp trung bình xác định giá trị pixel trung bình từ hai bộ dữ liệu raster xếp chồng lên nhau. Kết quả là một mảng giá trị trung bình có giá trị đầu ra như hình minh họa bên dưới.



Hình 3. 3. Phương pháp ghép ảnh theo tháng

Cụ thể, công thức tổng hợp là:

$$P_M = \frac{P_1 + P_2 + \dots + P_n}{n} \quad (5)$$

Với:  $P_M$  là giá trị pixel đại diện cho ảnh được ghép.

$P_n$  là giá trị của pixel trên ảnh n.

n số pixel không bị máy cùng vị trí pixel đại diện.

Nhìn chung, mỗi điểm ảnh có số lượng ít nhất là 0 và nhiều nhất 4 điểm không bị máy trong một tháng.

Đặc trưng phân lớp là đầu vào quan trọng để xây dựng một bộ phân lớp tốt. Do đó, đây là một vấn đề nghiên cứu nhận được nhiều sự quan tâm trong lĩnh vực phân loại lớp phủ nói chung và phân loại lúa nói riêng. Đã có nhiều loại đặc trưng khác nhau được đề xuất để phân loại lúa sử dụng ảnh quang học. Trong luận văn này, dữ liệu đặc trưng được sử dụng trong phân lớp sử dụng ảnh Landsat 8 bao gồm 7 bands ảnh: Aerosol, Red, Green, Blue, Kênh cận hồng ngoại, 2 Kênh sóng ngắn. Sau khi các bước ghép ảnh và tách đặc trưng hoàn thiện, bộ phân lớp XGBoost sẽ được sử dụng để huấn luyện mô hình phân lớp lúa. Bộ phân lớp XGBoost được sử dụng do ưu điểm có hiệu quả cao đối với những bộ dữ liệu thưa [26].

**Sau khi thực hiện đánh giá hiệu quả phân lớp lúa từ dữ liệu Landsat 8 và Sentinel 1A với các bộ phân lớp XGBoost và SVM tương ứng. Mô hình có độ chính xác cao hơn sẽ được chọn để giám sát lúa liên tục. Ngoài ra, các tính chất của dữ liệu ảnh cũng được phân tích từ đó chọn ra dữ liệu phù hợp với bài toán giám sát lúa liên tục.**

Mô hình giám sát lúa liên tục được thực hiện dựa trên việc xây dựng mô hình phân lớp lúa cho từng tháng trong bốn tháng của một mùa vụ. Trong đó, mô hình phân lớp lúa một tháng được sử dụng để giải quyết bài toán lúa sớm và lúa muộn. Mô hình phân lớp theo vụ được sử dụng để giải quyết bài toán phân lớp lúa đơn thuần (lúa/không phải lúa). Việc chồng tất cả các bản đồ lúa theo vụ trong một năm được dùng để giải quyết bài toán phân lớp lúa theo vụ.

### **3.4. Đánh giá kết quả**

#### **3.4.1. Đánh giá với dữ liệu kiểm tra**

Các chỉ số dùng để đánh giá hiệu quả mô hình phân lớp lúa bao gồm: độ chính xác tổng quát – OA (6), chỉ số tương đồng - Kappa score (10), chỉ số cân bằng - F1 Score (9), độ chính xác – precision (7) và độ hồi tương – recall (8). Trong đó các chỉ số trên được tính toán dựa theo công thức được mô tả trong Bảng 3.3. Ngoài ra, để đánh giá với số liệu thống kê, độ tương quan  $R^2$  (13) và độ khác biệt (11-12) được sử dụng. Sau khi thực hiện huấn luyện và đánh giá kết quả các mô hình phân lớp sử dụng dữ liệu ảnh Landsat 8 và Sentinel 1A. Dữ liệu có nhiều ưu điểm và độ chính xác phân lớp lúa cao hơn sẽ được sử dụng để xây dựng mô hình phân lớp lúa theo tháng với mục đích giám sát lúa định kỳ trên khu vực DBSH.

Bảng 3. 3. Mô tả và công thức tính các chỉ số đánh giá độ chính xác của bộ phân lớp.

$OA = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \cdot 100\%$	(6)	Trong đó : $T_p$ là True positive, $T_n$ là True negative, $F_n$ là False negative, $F_p$ là False positive
$Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p} \cdot 100\%$	(7)	
$Recall = \frac{T_p}{T_p + F_n} \cdot 100\%$	(8)	
$F_1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}$	(9)	
$Kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e}$	(10)	Trong đó: <ul style="list-style-type: none"> <li>- <math>P_o</math> là % tương đồng thực tế</li> <li>- <math>P_e</math> là % tương đồng mong đợi</li> </ul>
$Diff(ha) = S_m - S_t$	(11)	Trong đó: <ul style="list-style-type: none"> <li>- <math>S_m</math> là diện tích từ số liệu thống kê</li> <li>- <math>S_t</math> là diện tích được ước tính từ bản đồ</li> </ul>
$Diff(\%) = \frac{(S_m - S_t)}{S_t}$	(12)	
$R = \frac{n(\sum xy) - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[n\sum x^2 - (\sum x)^2][n\sum y^2 - (\sum y)^2]}}$	(13)	Chỉ số tương quan giữa hai biến x và y.

### 3.4.2. Đánh giá với số liệu thống kê

Kết quả phân lớp được đánh giá với số liệu thống kê của các năm 2015, 2016, 2018 về diện tích lúa ước tính được trên toàn bộ khu vực ĐBSH và trên từng tỉnh.

### 3.4.3. Đánh giá bản đồ trực quan

Việc đánh giá hiệu quả của bộ phân lớp cũng được đánh giá trực quan thông qua bản đồ lúa trên khu vực ĐBSH. Do ảnh vệ tinh Sentinel 1A có độ giải cao 10x10km nên việc đánh giá trực quan là hoàn toàn khả thi

#### **3.4.4. Đánh giá với các nghiên cứu liên quan**

Kết quả so sánh với thông kê cũng sẽ được thực hiện giữa các nghiên cứu liên quan về lập bản đồ lúa trên khu vực ĐBSH.

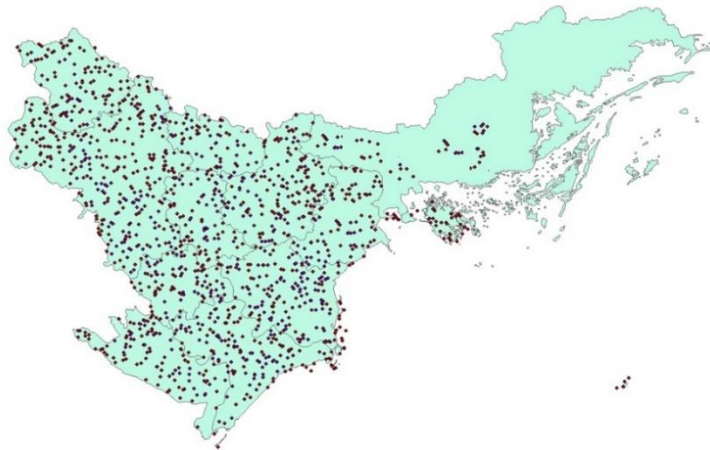
## CHƯƠNG 4. THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ

### 4.1. Kết quả phân lớp

Các kết quả phân lớp từ dữ liệu ảnh Sentinel 1A và Landsat 8 lần lượt được đánh giá. Sau đó, kết quả phân lớp được đánh giá giữa dữ liệu ảnh Landsat 8 và ảnh Sentinel 1A để chọn ra dữ liệu ảnh phù hợp nhất cho việc giám sát lúa định kỳ. Cuối cùng, kết quả phân lớp tốt nhất được sử dụng để so sánh với các nghiên cứu liên quan để đánh giá chất lượng của bản đồ lúa.

#### 4.1.1. Phân lớp lúa sử dụng ảnh Landsat 8

Dữ liệu huấn luyện và kiểm tra được sử dụng cho phân lớp lúa sử dụng ảnh Landsat 8 được thể hiện trong Bảng 4.1. Bản đồ phân bố của dữ liệu huấn luyện và kiểm tra đối với ảnh Landsat 8 được thể hiện trong Hình 4.1 và Bảng 4.1. Dữ liệu huấn luyện gồm có 530 điểm lúa và 747 điểm không phải lúa. Dữ liệu kiểm tra có 108 điểm là lúa và 270 điểm không phải là lúa. Dữ liệu được gán nhãn bằng ảnh vệ tinh độ phân giải cao Google Earth.



Hình 4. 1. Bản đồ phân bố các điểm mẫu cho dữ liệu huấn luyện và kiểm tra đối với ảnh Landsat 8

Bảng 4. 1. Dữ liệu huấn luyện và kiểm tra với bài toán phân lớp lúa sử dụng ảnh Landsat 8

	<b>Lúa</b>	<b>Không phải lúa</b>
Dữ liệu huấn luyện	530 (điểm)	747 (điểm)
Dữ liệu kiểm tra	108 (điểm)	270 (điểm)

Kết quả phân lớp lúa sử dụng ảnh vệ tinh Landsat 8 được đánh giá với dữ liệu kiểm tra thể hiện trong Bảng 4.2, Bảng 4.3 Độ chính xác của mô hình phân lớp lúa với dữ liệu năm 2016 là 89.42%, năm 2015 là 90.48%.

Bảng 4. 2. Kết quả phân lớp lúa sử dụng ảnh vệ tinh Landsat 8 với bộ phân lớp XGBoost

Năm	OA (%)	Kappa	F1
2015	90.48	0.78	0.91
2016	89.42	0.76	0.90

Bảng 4. 3. Kết quả độ chính xác và độ hồi tưởng của mô hình phân lớp lúa sử dụng ảnh vệ tinh Landsat 8

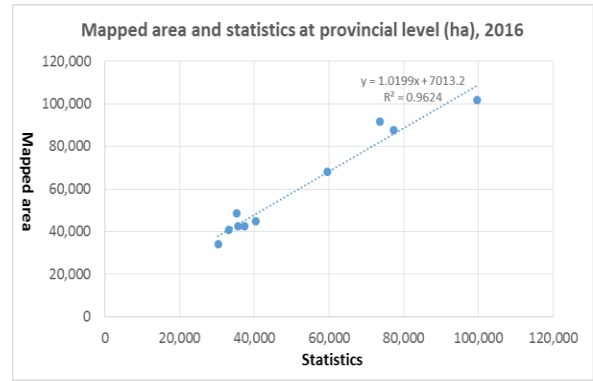
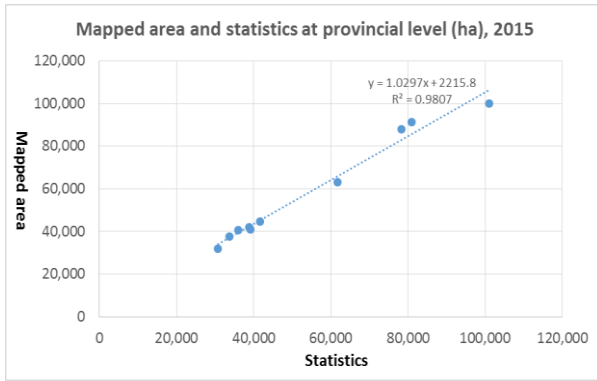
Chỉ số	Lúa	Không phải lúa	Lúa	Không phải lúa
	2015		2016	
Độ chính xác (%)	79	96	75	97
Độ hồi tưởng (%)	91	90	94	88

Kết quả phân lớp lúa được đánh giá với số liệu thống kê được thể hiện trong Bảng 4.4 và Hình 4.2. Sự khác biệt so với số liệu thống kê giữa bản đồ lúa năm 2015 khoảng 38,261 ha (~7%), năm 2016 khoảng 80,554 ha (~15.42 %). Độ tương quan giữa số liệu thống kê bản đồ lúa năm 2015 và số liệu thống kê là 0.9807 và năm 2016 là 0.9624 giữa các tỉnh thuộc khu vực ĐBSH.

Bảng 4. 4. Kết quả so sánh diện tích giữa bản đồ phân lớp lúa và số liệu thống kê

Năm	Số liệu thống kê	Số liệu ước tính	Khác biệt (ha)	Khác biệt (%)
2015	542,100	580,361	38,261	7,06
2016	522,496	603,050	80,554	15,42





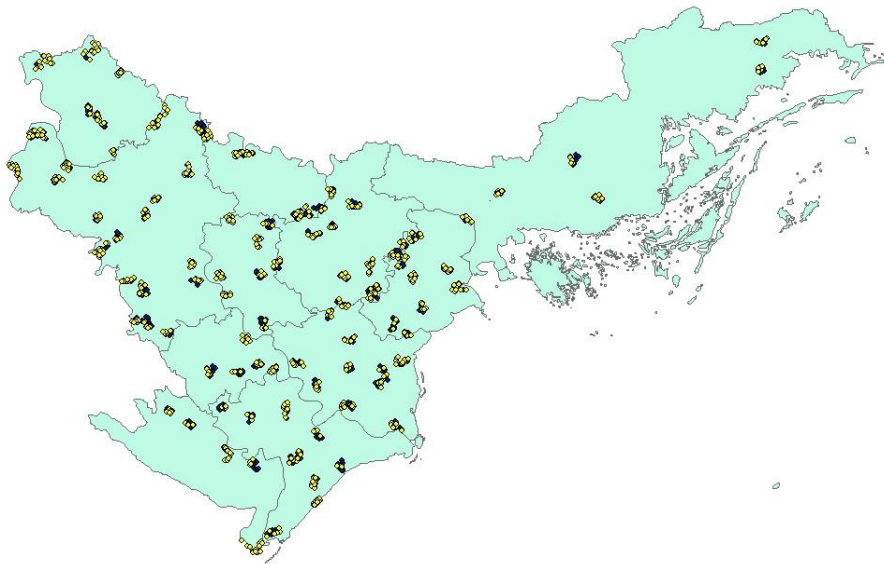
a) Độ tương quan giữa số liệu thống kê bản đồ lúa năm 2015 và SLTK

b) Độ tương quan giữa số liệu thống kê bản đồ lúa năm 2016 và SLTK

Hình 4. 2. Độ tương quan giữa số liệu diện tích ước tính từ bản đồ lúa và số liệu thống kê

#### 4.1.2. Phân lớp lúa sử dụng ảnh Sentinel 1A

Bản đồ phân bố các điểm mẫu huấn luyện và kiểm tra với dữ liệu Sentinel 1A được thể hiện trong Hình 4.3.



Hình 4. 3. Bản đồ phân bố các điểm mẫu huấn luyện và kiểm tra với dữ liệu Sentinel 1A

Bảng 4. 5. Số lượng dữ liệu huấn luyện và kiểm tra với dữ liệu Sentinel 1A

Dữ liệu	Lúa	Không phải lúa
---------	-----	----------------

Huấn luyện	23,794 (điểm)	13,886 (điểm)
Kiểm tra	549 (điểm)	849 (điểm)

Kết quả đánh giá mô hình phân lớp lúa với dữ liệu kiểm tra được thể hiện trong Bảng 4.6 và Bảng 4.7. Có thể thấy rằng, dữ liệu kênh VH có độ chính xác cao hơn VV trong việc phân lớp lúa. Tuy nhiên, việc kết hợp dữ liệu VV và VH đem lại độ chính xác cao hơn do sự kết hợp này phân tách được các đối tượng không phải là lúa rõ ràng hơn (Bảng 4.7)

Bảng 4. 6. Kết quả phân lớp lúa với dữ liệu Sentinel 1A và bộ phân lớp SVM

Bộ dữ liệu đặc trưng	OA (%)	Kappa	F1
VV	82.9	0.64	0.83
<b>VVVH</b>	<b>90.5</b>	<b>0.80</b>	<b>0.90</b>
VH	88.5	0.76	0.88
(VV-VH)/(VV+VH)	78.4	0.55	0.78

Bảng 4. 7. Kết quả độ chính xác và độ hồi tưởng của mô hình phân lớp lúa với dữ liệu Sentinel 1A

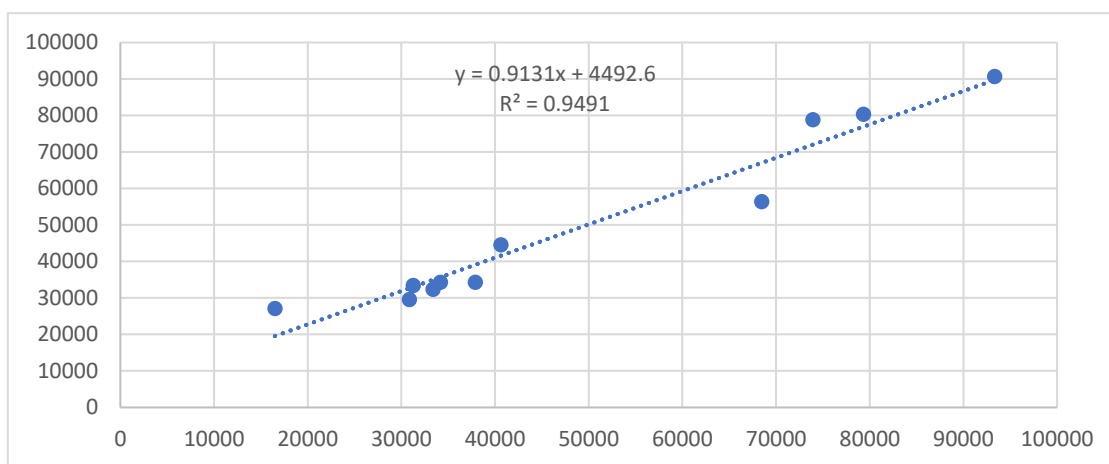
Bộ dữ liệu đặc trưng	Chỉ số	Lúa	Không phải lúa
VV	Độ chính xác (%)	81	74
	Độ hồi tưởng (%)	84	89
VH	Độ chính xác (%)	86	90
	Độ hồi tưởng (%)	85	91
(VV-VH)/(VV+VH)	Độ chính xác (%)	71	83
	Độ hồi tưởng (%)	75	81
<b>VVVH</b>	<b>Độ chính xác (%)</b>	<b>91</b>	<b>90</b>
	<b>Độ hồi tưởng (%)</b>	<b>84</b>	<b>94</b>

Kết quả đánh giá mô hình phân lớp lúa với số liệu thống kê được thể hiện trong Bảng 4.8. Sự khác biệt giữa diện tích lúa ước tính được từ bản đồ lúa so với thống kê khoảng

2,536 ha ~ (0,47%). Tuy nhiên sai số của hai tỉnh Quảng Ninh và Hải Dương lại nằm trong khoảng lớn hơn 10,000 ha. Độ tương quan giữa số liệu thống kê và số liệu ước tính từ bản đồ theo cấp tỉnh là 0.9491 (Hình 4.4)

Bảng 4. 8. Kết quả so sánh với số liệu thống kê và số liệu ước tính bản đồ vụ xuân 2018

Tỉnh	Số liệu thống kê	Số liệu nhận dạng bản đồ	Khác biệt (ha)	Khác biệt (%)
Thai Binh	79,319	80,320	1,001	1.26
Quang Ninh	16,500	27,165	10,665	64.64
Vinh Phuc	30,837	29,574	-1,263	-4.09
Bac Ninh	37,890	34,306	-3,584	-9.40
Ha Noi	93,314	90,675	-2,639	-2.82
Nam Dinh	73,936	78,868	4,932	6.67
Ninh Binh	40,600	44,615	4,015	9.88
Hai Phong	34,163	34,355	192	0.56
Hung Yen	33,374	32,433	-941	-2.81
Hai Duong	68,472	56,449	-12,023	-17.55
Ha Nam	31,270	33,451	2,181	6.97
<b>Tổng</b>	<b>539,675</b>	<b>542,211</b>	<b>2,536</b>	<b>0.47</b>



Hình 4. 4. Độ tương quan giữa số liệu thống kê và số liệu ước tính bản đồ năm 2018 vụ xuân

### 4.1.3. Nhận xét về phân lớp lúa sử dụng Landsat 8 và Sentinel 1A

Để so sánh kết quả phân lớp lúa giữa ảnh Landsat 8 và ảnh Sentinel 1A, cần thực hiện đánh giá trên cùng một bộ dữ liệu huấn luyện và kiểm tra. Bộ dữ liệu huấn luyện và kiểm tra để so sánh chất lượng bộ phân lớp sử dụng ảnh Sentinel 1A và Landsat 8 được thể hiện trong Bảng 4.9 sử dụng phương pháp lấy mẫu tích hợp. 75 polygons được chọn để gán nhãn cho khu vực lúa, 75 polygons được sử dụng để gán nhãn cho khu vực không phải lúa trong bộ dữ liệu huấn luyện. Trong bộ dữ liệu kiểm tra, 549 điểm được chọn cho lớp lúa, 849 điểm được chọn cho lớp không phải lúa. Dữ liệu năm 2015 và năm 2016 được sử dụng để đánh giá chất lượng hai loại dữ liệu ảnh.

Bảng 4. 9. Bộ dữ liệu huấn luyện và kiểm tra để so sánh hiệu quả phân lớp giữa ảnh Sentinel 1A và Landsat 8

Dữ liệu	Lúa	Không phải lúa
Huấn luyện	75 polygons	75 polygons
Kiểm tra	549 điểm	849 điểm

Kết quả so sánh chất lượng phân lớp lúa giữa hai loại dữ liệu Sentinel 1A và Landsat 8 được thể hiện trong Bảng 4.10. Dữ liệu Sentinel 1A có độ chính xác cao hơn dữ liệu Landsat 8.

Bảng 4. 10. Kết quả so sánh hiệu quả phân lớp lúa giữa hai loại dữ liệu Sentinel 1A và Landsat 8

Năm	Landsat 8			Sentinel 1A		
	OA (%)	Kappa	F1	OA (%)	Kappa	F1
<b>2015</b>	70.52	0.38	0.63	<b>91.12</b>	<b>0.81</b>	<b>0.89</b>
<b>2016</b>	84.04	0.66	0.79	<b>90.98</b>	<b>0.81</b>	<b>0.88</b>

Dựa vào thực nghiệm trên có thể thấy rằng:

- Độ chính xác của mô hình phân lớp lúa phụ thuộc vào
  - o Phương pháp lấy mẫu cho dữ liệu huấn luyện
  - o Số lượng dữ liệu huấn luyện
  - o Mô hình học máy
- Sentinel 1A có kết quả tốt hơn Landsat 8 do :
  - o Vượt trội hơn về độ phân giải thời gian và không gian
  - o Dữ liệu LS8 bị thưa do ảnh hưởng bởi điều kiện môi trường

Do vậy dữ liệu Sentinel 1A được chọn để giám sát lúa định kỳ theo th trên khu vực ĐBSH.

Bảng 4. 11. Kết quả phân lớp lúa theo tháng sử dụng ảnh Sentinel 1A

<b>Thời gian</b>	<b>Số lượng ảnh</b>	<b>Đặc trưng</b>	<b>OA (%)</b>	<b>F1</b>	<b>Kappa</b>
<b>1 tháng</b>	4	VVVH	83.98	0.79	0.66
<b>2 tháng</b>	6	VVVH	87.30	0.83	0.73
<b>3 tháng</b>	8	VVVH	89.1	0.85	0.77

Bảng 4.11 thể hiện kết quả phân lớp lúa theo tháng sử dụng ảnh Sentinel 1A. Có thể thấy rằng, kết quả phân lớp lúa theo tháng tăng dần từ 1 tháng đến 3 tháng (83,98% - 89,10 %). Điều này được lý giải do đặc trưng phổ của lúa được thể hiện rõ ràng theo thời gian. Dựa vào Hình 4.5, có thể thấy rằng, phổ tán xạ của lúa biến đổi rất mạnh và theo quy và tăng theo thời gian từ đầu vụ trước sau đó giảm đột ngột do hiện tượng nước được dẫn và ruộng ở đầu vụ sau.

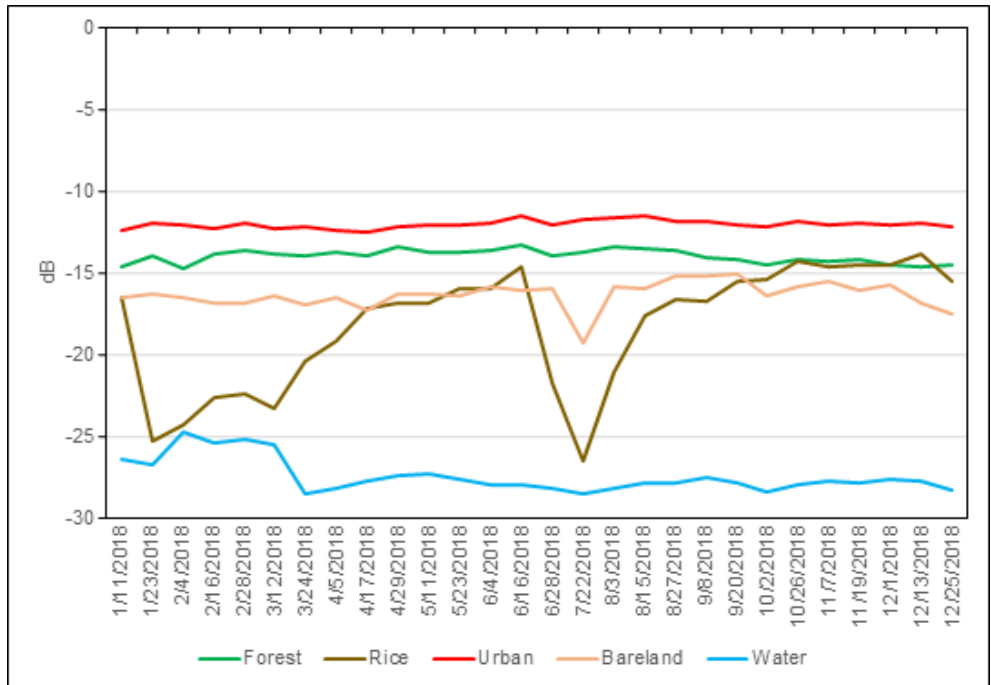
#### **4.2. Đánh giá trực quan**

Mô hình phân lớp lúa có độ chính xác cao nhất với dữ liệu đặc trưng VVVH được chọn để lập bản đồ lúa định kỳ trên khu vực ĐBSH. Bản đồ lúa khu vực ĐBSH trong vụ xuân 2018 được thể hiện trong Hình 4.6. Có thể thấy rằng, lúa được trồng ở hầu hết các tỉnh trong khu vực. Tỉnh Quảng Ninh tuy có diện tích lớn nhất nhưng lúa lại ít được canh tác trên khu vực này. Lúa cũng là cây trồng nông nghiệp được trồng nhiều nhất trên khu vực Đồng Bằng Sông Hồng.

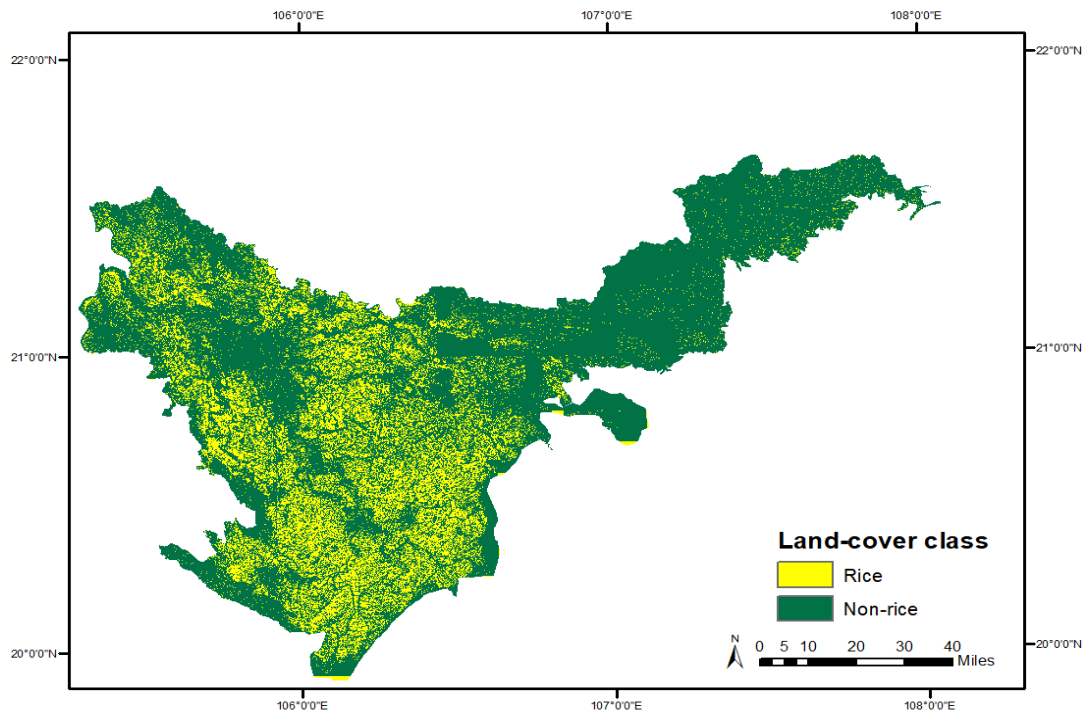
Hình 4.7 thể hiện bản đồ lúa của tỉnh Bắc Ninh định kỳ theo tháng. Có thể thấy rằng, bản đồ lúa 1 tháng dễ bị nhầm lẫn với các loại lớp phủ khác (Hình 4.7). Tuy nhiên, từ 2 tháng trở đi, lúa được phát hiện chính xác hơn.

Có thể thấy rằng, không phải tất cả khu vực trồng lúa trên ĐBSH đều trồng gieo cây hai vụ Đông Xuân và Hè Thu (Hình 4.8). Việc kết hợp bản đồ 2 vụ sẽ được bản đồ lúa trên toàn bộ khu vực trong cả năm 2018 (Hình 4.8).

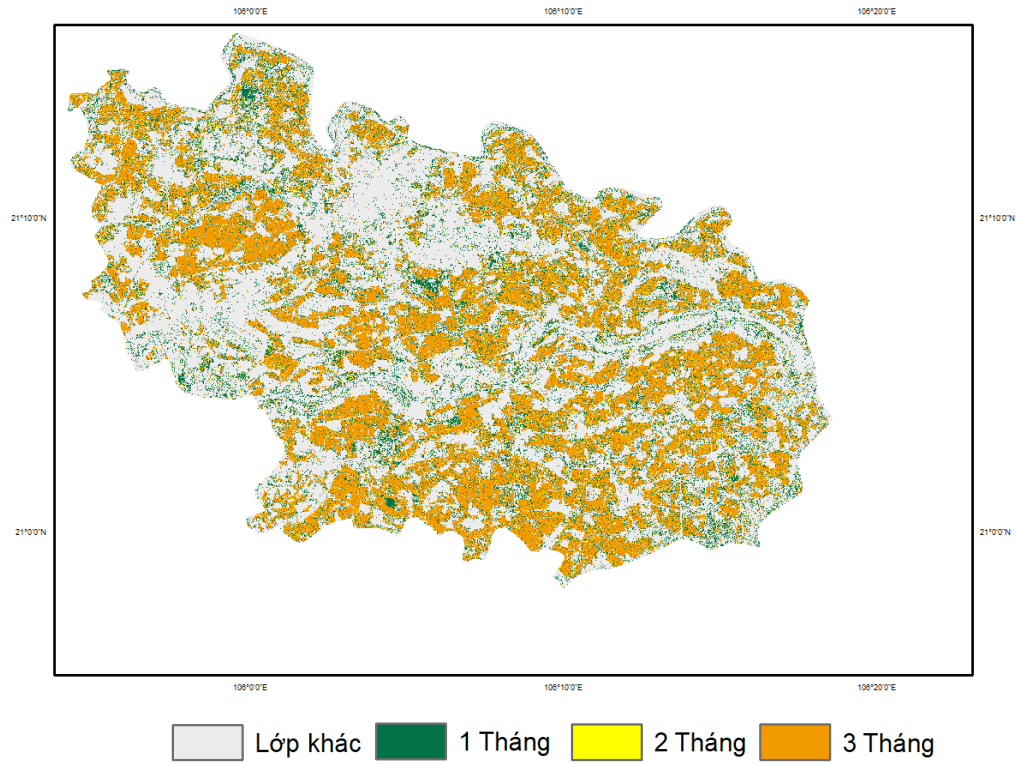
Việc chạy mô hình phân lớp lúa sử dụng ảnh Sentinel 1A được thực hiện từ bắt đầu vụ Đông-Xuân cho đến khi kết thúc vụ lúa Hè-Thu trên khu vực ĐBSH. Việc tổng hợp bản đồ theo tháng kết hợp với quá trình chạy mô hình từ đầu mùa vụ thứ nhất (Đông-Xuân) đến khi kết thúc vụ thứ hai (Hè-Thu) sẽ lần lượt thu được các kết quả: bản đồ lúa sớm (Hình 4.7), bản đồ lúa đơn thuần (Hình 4.6), bản đồ lúa theo vụ (Hình 4.8). Điều này giải quyết vấn đề đã đặt ra trong phần 1.2 – Mục tiêu của luận văn.



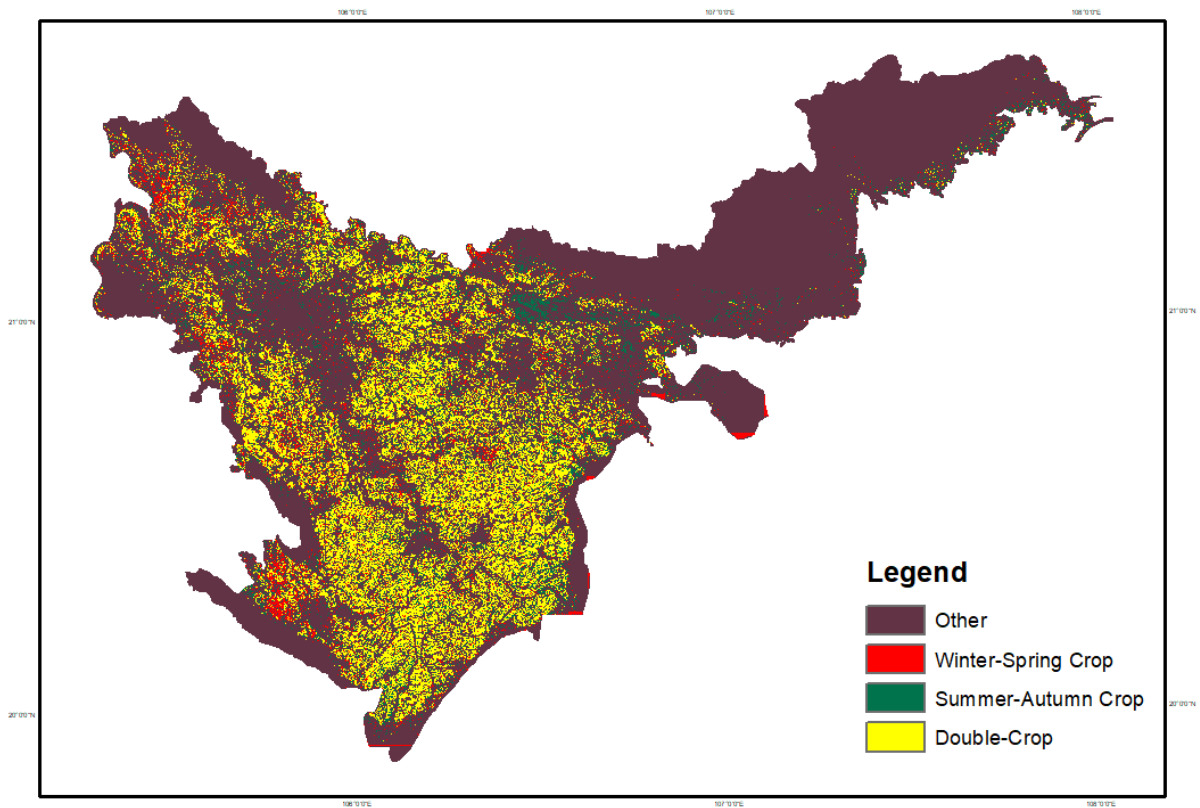
Hình 4. 5. Biến đổi phổ của các loại bề mặt lớp phủ trong năm 2018 với dữ liệu kênh VH



Hình 4. 6. Bản đồ lúa vụ đông xuân trên khu vực ĐBSH



Hình 4. 7. Bản đồ lúa theo tháng tỉnh Bắc Ninh trong vụ xuân 2018.



Hình 4. 8. Bản đồ lúa tổng hợp lúa cả năm trên khu vực ĐBSH năm 2018.

### 4.3. Đánh giá độ chính xác dựa trên các nghiên cứu liên quan

Chất lượng bản đồ lúa được đánh giá thêm bằng cách so sánh với số liệu thống kê từ GSO ở cấp tỉnh (Bảng 4.8). Kết quả so sánh diện tích lúa ở cấp tỉnh được thể hiện trong Bảng 4.8 với sai số của toàn vùng khoảng 0,47%, (~ 2,536 ha). Có thể thấy rằng, diện tích lúa ước tính khá giống nhau đối với hầu hết các tỉnh thuộc RDD. Bản đồ lúa ở Hải Dương và Quảng Ninh gây ra sự khác biệt lớn nhất so với dữ liệu thống kê (lần lượt là 12.023 và 10.665 ha).

Bảng 4. 12. So sánh số liệu với các nghiên cứu liên quan

Nghiên cứu	Năm	Khu vực nghiên cứu	Loại dữ liệu	Số liệu nhận dạng bản đồ (ha)	Số liệu TK (ha)	Khác biệt (ha)	Phương pháp sử dụng	Độ chính xác (%)
Lasko và cộng sự [18]	2016	VP, HY, BN, HN1, HN2	SAR	216,784	235,700	18,916	SVM	93.50
Duy và cộng sự [21]	2007 - 2011	ĐBSH không bao gồm QN	SAR	1,182,600	1,115,100	67,500	Threshold - based	83.90
<b>Kết quả luận văn</b>	<b>2018</b>	<b>ĐBSH</b>	<b>SAR</b>	<b>542,211</b>	<b>539,675</b>	<b>2,536</b>	<b>SVM</b>	<b>90.50</b>

Như đã đề cập ở trên, cả dữ liệu quang học và radar đều được sử dụng để lập bản đồ lúa gạo trong khu vực ĐBSH. Sự khác biệt trong các đặc trưng dữ liệu (ảnh quang học, ảnh radar) và phương pháp huấn luyện mô hình cũng như phương pháp lấy mẫu chọn dữ liệu huấn luyện và kiểm tra sẽ ảnh hưởng nhiều đến độ chính xác của mô hình phân lớp.

Đối với dữ liệu SAR, Duy và cộng sự đã báo cáo diện tích trồng tối đa cho tất cả các mùa trong 5 năm từ 2007 - 2011 cho 10 tỉnh không bao gồm tỉnh Quảng Ninh với tổng chênh lệch so với cơ sở dữ liệu thống kê là 67.500 ha [21]. Trong nghiên cứu, bản đồ lúa được lấy từ dữ liệu ảnh WMS sử dụng phương pháp tiếp cận dựa trên ngưỡng để phân loại lúa với độ chính xác OA là 83,9%. Năm 2016, Lasko và cộng sự đã sử dụng bộ phân lớp SVM cùng với dữ liệu ảnh S1A cho 5 tỉnh trong khu vực ĐBSH (Vĩnh Yên, Hưng Yên, Bắc Ninh, Hà Nội, Hà Nam), và đạt kết quả phân lớp cao nhất với OA 93,5% với đặc trưng VVVH [18]. Diện tích lúa ước tính được báo cáo trong nghiên cứu là 216.784 ha cho cả năm 2016. So với dữ liệu thống kê, sự khác biệt là khoảng 18.916 ha.



Có thể thấy rằng, độ chính xác của bản đồ gao phụ thuộc rất nhiều vào cách chọn dữ liệu huấn luyện và kiểm tra cũng như đặc tính của dữ liệu ảnh vệ tinh. Dựa trên kết quả của các nghiên cứu liên quan, phương pháp học máy đã chứng minh tính hiệu quả của nó so với phương pháp tách ngưỡng truyền thống sử dụng dữ liệu ảnh vệ tinh radar.

## CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN

Trong quá trình thực hiện luận văn, tôi đã tìm hiểu và trau dồi các kiến thức về xử lý ảnh viễn thám quang học, radar, các kiến thức về học máy. Vận dụng những kiến thức tìm hiểu được, tôi đã thực hiện luận văn với mục đích so sánh đánh giá hiệu quả việc phân lớp lúa sử dụng ảnh vệ tinh Landsat 8 và ảnh vệ tinh Sentinel 1A sử dụng phương pháp học máy. Từ đó, đề xuất phương pháp giám sát lúa định kỳ trên khu vực Đồng bằng sông Hồng.

Với nhiều tính năng vượt trội hơn như không bị ảnh hưởng bởi điều kiện thời tiết, điều kiện ngày đêm, độ phân giải không gian và thời gian. Ảnh vệ tinh Sentinel 1A đã đem lại kết quả phân lớp cao hơn so với ảnh LandSat 8. Do vậy dữ liệu Sentinel 1A được chọn sử dụng cho bài toán giám sát lúa liên tục trên khu vực ĐBSH. Kết quả độ chính xác của bản đồ lúa một vụ sử dụng dữ liệu đặc trưng VVVH là 90.5%. Cũng với đặc trưng VVVH, bản đồ lúa một tháng, hai tháng và ba tháng được thành lập để giám sát định kỳ với độ chính xác lần lượt là 83,98%, 87,3% và 89.1%. Nội dung nghiên cứu trong luận văn cũng chỉ ra rằng, phương pháp lấy mẫu, dữ liệu huấn luyện và phương pháp phân lớp và đặc tính dữ liệu ảnh vệ tinh ảnh hưởng mạnh mẽ đến kết quả phân lớp cũng như kết quả bản đồ lúa.

Kết quả của luận văn được sử dụng trong bài báo đã được nộp vào tạp chí Remote Sensing và đang trong quá trình review với tiêu đề “*Rapid assessment of flooding inundation và affected rice in Red River Delta using Sentinel 1A Imagery*”.

Tuy nhiên, luận văn vẫn còn một số vấn đề còn tồn tại như: bản đồ lúa sớm (1 tháng) vẫn bị nhầm lẫn với khu vực nước do trong khoảng thời gian bắt đầu trồng lúa, nước được dẫn vào ruộng. Điều này có thể được giải quyết bằng việc sử dụng kết hợp bản đồ lúa vụ trước, bản đồ cây trồng nông nghiệp và bản đồ nước để giúp lập bản đồ lúa sớm chính xác hơn. Thêm vào đó, việc lập bản đồ lúa của tỉnh Quảng Ninh vẫn còn sai số cao (hơn 10,000 ha), điều này có thể do nguyên nhân việc lấy mẫu thông qua ảnh vệ tinh Google Earth có sai số ở khu vực này, do vậy cần thực địa lấy mẫu để bản đồ lúa có độ chính xác cao hơn.

Trong tương lai, việc sử dụng kết hợp hai loại dữ liệu vệ tinh (quang học và radar) và áp dụng phương pháp học máy tiên tiến như học sâu (deep learning) sẽ được cân nhắc sử dụng và nghiên cứu để đánh giá và so sánh hiệu quả trong việc phân lớp lúa. Ngoài ra, việc giám sát các loại cây nông nghiệp và công nghiệp khác cũng đang là một thách thức được đặt ra đối với việc giám sát định kỳ sử dụng công nghệ viễn thám.

## Tham chiếu

- [1] K. Okamoto and H. Kawashima, "Estimation of rice-planted area in the tropical zone using a combination of optical and microwave satellite sensor data," *Int. J. Remote Sens.*, 1999, vol. 20, no. 5, pp. 1045-1048
- [2] T. Le Toan *et al.*, "Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modeling results," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, 1997, VOL. 35, NO. 1, pp 41 - 56
- [3] I. W. Nuarsa, F. Nishio, C. Hongo, and I. G. Mahardika, "Using variance analysis of multitemporal MODIS images for rice field mapping in Bali Province, Indonesia," *Int. J. Remote Sens.*, 2012, Vol. 33, No. 17, pp. 5402 - 5417.
- [4] X. Xiao *et al.*, "Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images," *Remote Sens. Environ.*, 2005, pp 480 - 492
- [5] G. Manfron, A. Crema, M. Boschetti, and R. Confalonieri, "Testing automatic procedures to map rice area and detect phenological crop information exploiting time series analysis of remote sensed MODIS data," in *SPIE Remote Sensing*, 2012, Vol. 8531, pp. 85301 - 85311
- [6] H. K. Hoang, M. Bernier, S. Duchesne, and Y. M. Tran, "Rice Mapping Using RADARSAT-2 Dual- and Quad-Pol Data in a Complex Land-Use Watershed: Cau River Basin (Vietnam)," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 2016, VOL. 9, NO. 7, pp. 8082 - 3096
- [7] Q. Li, H. Zhang, X. Du, N. Wen, and Q. Tao, "County-level rice area estimation in southern China using remote sensing data," *J. Appl. Remote Sens.*, 2014. Vol. 8, pp. 083657-1 - 083657-16
- [8] S. Park, J. Im, S. Park, C. Yoo, H. Han, and J. Rhee, "Classification and mapping of paddy rice by combining Landsat and SAR time series data," *Remote Sens.*, 2018, pp 447 - 469.
- [9] H. Tian, M. Wu, L. Wang, and Z. Niu, "Mapping early, middle and late rice extent using Sentinel-1A and Landsat-8 data in the poyang lake plain, China," *Sensors (Switzerland)*, 2018, pp. 185 - 200.
- [10] D. Mandal, V. Kumar, A. Bhattacharya, Y. S. Rao, P. Siqueira, and S. Bera, "Sen4Rice: A processing chain for differentiating early and late transplanted rice using time-series sentinel-1 SAR data with google earth engine," *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.*, 2018.
- [11] T. Sakamoto, C. Van Phung, A. Kotera, K. D. Nguyen, and M. Yokozawa, "Analysis of rapid expansion of inland aquaculture and triple rice-cropping areas in a coastal area of the Vietnamese Mekong Delta using MODIS time-series imagery," *Landsc. Urban Plan.*, 2009, pp 34 - 46.

- [12] C. Kontgis, A. Schneider, and M. Ozdogan, "Mapping rice paddy extent and intensification in the Vietnamese Mekong River Delta with dense time stacks of Landsat data," *Remote Sens. Environ.*, 2015, pp 255 - 269.
- [13] A. Bouvet and T. Le Toan, "Remote Sensing of Environment Use of ENVISAT / ASAR wide-swath data for timely rice fields mapping in the Mekong River Delta," *Remote Sens. Environ.*, vol. 115, no. 4, pp. 1090–1101, 2011.
- [14] D. B. Nguyen, K. Clauss, S. Cao, V. Naeimi, C. Kuenzer, and W. Wagner, "Mapping Rice Seasonality in the Mekong Delta with multi-year envisat ASAR WSM Data," *Remote Sens.*, 2015, pp. 15868–15893.
- [15] N. T. Son, C. F. Chen, C. R. Chen, H. N. Duc, and L. Y. Chang, "A phenology-based classification of time-series MODIS data for rice crop monitoring in Mekong Delta, Vietnam," *Remote Sens.*, 2013, pp. 135-156
- [16] N. Torbick, W. Salas, D. Chowdhury, P. Ingraham, and M. Trinh, "Mapping rice greenhouse gas emissions in the Red River Delta, Vietnam," *Carbon Manag.*, 2017. pp 3004 - 3012.
- [17] M. D. Chuc, N. H. Anh, N. T. Thuy, B. Q. Hung, and N. T. N. Thanh, "Paddy rice mapping in red river delta region using landsat 8 images: Preliminary results," in *Proceedings - 2017 9th International Conference on Knowledge and Systems Engineering, KSE 2017*, 2017. pp 209 - 214.
- [18] K. Lasko, K. P. Vadrevu, V. T. Tran, and C. Justice, "Mapping Double and Single Crop Paddy Rice with Sentinel-1A at Varying Spatial Scales and Polarizations in Hanoi, Vietnam," *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, 2018, VOL. 11, NO. 2, pp. 498 - 512.
- [19] K. H. Hoang, M. Bernier, S. Duchesne, and M. Y. Tran, "Classification of rice fields in a complex land-use watershed in Northern Vietnam using RADARSAT-2 data," in *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2014, pp. 1501 - 1503
- [20] K. Clauss, M. Ottinger, and C. Kuenzer, "Mapping rice areas with Sentinel-1 time series and superpixel segmentation," *Int. J. Remote Sens.*, 2018, pp. 1399 - 1420
- [21] D. Nguyen, W. Wagner, V. Naeimi, and S. Cao, "Rice-planted area extraction by time series analysis of ENVISAT ASAR WS data using a phenology-based classification approach: A case study for Red River Delta, Vietnam," in *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 2015., pp. 77 - 83
- [22] J. G. Liu and P. J. Mason, *Essential image processing and GIS for remote sensing*. 2013.
- [23] C. Cortes and V. Vapnik, "Support-Vector Networks," *Mach. Learn.*, 1995, pp. 273 - 297

- [24] T. Chen, T. He, and M. Benesty, "Extreme Gradient Boosting," *arXiv*, 2016, pp 785 - 794
- [25] S. Park, J. Im, S. Park, C. Yoo, H. Han, and J. Rhee, "Classification and mapping of paddy rice by combining Landsat and SAR time series data," *Remote Sens.*, 2018, 10, 447, pp. 1 - 22
- [26] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost : Reliable Large-scale Tree Boosting System," in *Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016. pp. 1- 6