



Tạp chí Khoa học Trường Đại học Cần Thơ

Số chuyên đề: Môi trường và Biến đổi khí hậu

website: ctujsvn.ctu.edu.vn



DOI:10.22144/ctu.jsi.2021.062

PHÂN LOẠI ĐẤT ĐÔ THỊ SỬ DỤNG CÁC ẢNH CHỈ SỐ TỪ ẢNH VỆ TINH SENTINEL-2 - TRƯỜNG HỢP NGHIÊN CỨU TẠI THÀNH PHỐ LONG XUYỀN, THÀNH PHỐ CÀ MAU VÀ QUẬN NINH KIỀU

Nguyễn Tấn Lợi* và Võ Quốc Tuấn

Khoa Môi Trường và Tài nguyên Thiên nhiên, Trường Đại học Cần Thơ

*Người chịu trách nhiệm về bài viết: Nguyễn Tấn Lợi (email: ngtloi@ctu.edu.vn)

Thông tin chung:

Ngày nhận bài: 12/04/2021

Ngày nhận bài sửa: 12/10/2021

Ngày duyệt đăng: 15/11/2021

Title:

Urban land classification using index images based on Sentinel-2 images - A case study in Long Xuyen city, Ca Mau city and Ninh Kieu district

Từ khóa:

IBI, đất đô thị, Sentinel-2

Keywords:

IBI, Sentinel-2, urban area

ABSTRACT

Mekong Delta is a rapidly urbanized area compared to the average urbanization rate in the whole country, therefore, providing timely information on urban land plays an important role in urban monitoring and management. Remote sensing technology has been proven by many studies to be an effective tool in urban monitoring and management. There are many indices used in remote sensing to classify urban land (NDBI, NBI and IBI), however, each index has both advantages and disadvantages. The objective of this research is to compare the reliability of different indices used for urban land classification using Sentinel-2 data and propose the best index for urban land classification. An object-based approach was used based on NDBI, NBI and IBI indices to classify urban land in Long Xuyen city of An Giang province, Ca Mau city of Ca Mau province and Ninh Kieu district of Can Tho city. The results showed that the urban land classification method based on IBI, NDBI and NBI indices reach the reliability standardized classification in which IBI index provided the highest reliability. Therefore, the IBI index can be used to classify urban area, especially in the Mekong Delta using Sentinel-2 data.

TÓM TẮT

Đồng bằng sông Cửu Long là khu vực có tốc độ đô thị hóa nhanh so với tốc độ đô thị hóa trung bình của cả nước, vì thế việc cung cấp các thông tin về đất đô thị kịp thời có vai trò đặc biệt quan trọng trong công tác giám sát và quản lý đô thị. Công nghệ viễn thám đã được nhiều nghiên cứu chứng minh là công cụ hữu hiệu trong việc giám sát và quản lý đô thị. Có rất nhiều chỉ số được sử dụng trong viễn thám để phân loại đất đô thị (NDBI, NBI và IBI), tuy nhiên, mỗi chỉ số đều có những ưu điểm và nhược điểm khác nhau. Mục tiêu của nghiên cứu là so sánh về độ tin cậy của các chỉ số phân loại đất đô thị bằng ảnh vệ tinh Sentinel-2, từ đó đề xuất các chỉ số có độ chính xác cao để ứng dụng vào phân loại đất đô thị. Phương pháp phân loại được sử dụng dựa trên đối tượng (object-based approach), dựa trên các chỉ số: NDBI, NBI và IBI để phân loại đất đô thị tại thành phố Long Xuyên, thành phố Cà Mau và Quận Ninh Kiều. Kết quả nghiên cứu cho thấy phương pháp phân loại đất đô thị dựa trên chỉ số IBI, NDBI và NBI có độ tin cậy đạt tiêu chuẩn phân loại, trong đó chỉ số IBI có độ tin cậy cao nhất. Do đó, việc sử dụng chỉ số IBI để phân loại đất đô thị, đặc biệt là các đô thị ở vùng Đồng bằng sông Cửu Long sử dụng ảnh Sentinel-2 được đề xuất.

1. GIỚI THIỆU

Đồng bằng sông Cửu Long (ĐBSCL) hiện có 13 tỉnh/thành phố, trong đó có 174 đô thị bao gồm: 01 đô thị loại I trực thuộc Trung ương, 02 đô thị loại I trực thuộc tỉnh, 12 đô thị loại II, 09 đô thị loại III, 23 đô thị loại IV và 127 đô thị loại V (Bộ Xây dựng, 2021). Tỷ lệ đô thị hóa của vùng đạt khoảng trên 31% và có tốc độ đô thị hóa diễn ra nhanh để hình thành nhiều khu đô thị mới, khu dân cư tập trung, kéo theo dân số đô thị tăng nhanh gây ra nhiều khó khăn và thách thức cho công tác quản lý đô thị (Bộ Xây dựng, 2021). Chính vì thế, việc cung cấp các thông tin về đất đô thị kịp thời có vai trò đặc biệt quan trọng trong công tác giám sát, quản lý và hoạch định chiến lược phát triển bền vững nguồn tài nguyên đất đai.

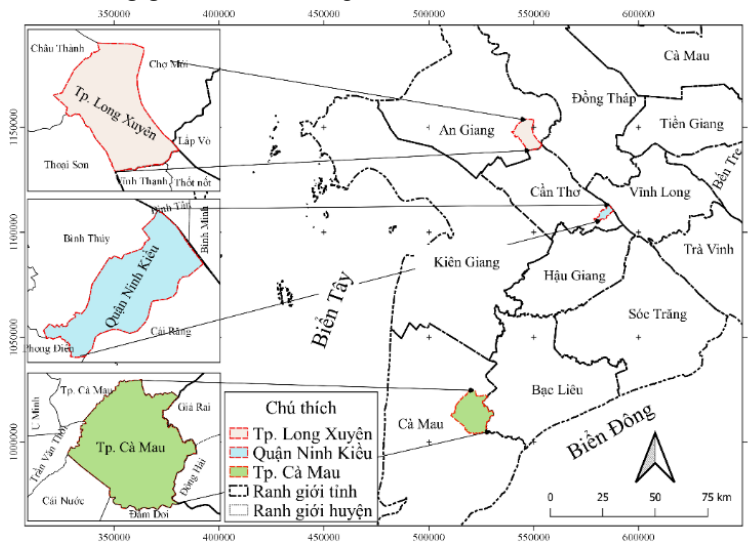
Thành phố (TP.) Long Xuyên, TP. Cà Mau và Quận Ninh Kiều là 3 khu vực có tốc độ đô thị hóa nhanh về mặt diện tích so với tốc độ trung bình trên cả nước (Trung tâm Thông tin và Dự báo Kinh tế Xã hội Quốc gia, 2019), có đặc điểm đô thị điển hình cho khu vực ĐBSCL. Trong đó, quận Ninh Kiều là trung tâm của TP. Cần Thơ (đô thị loại I trực thuộc Trung ương ở ĐBSCL), có tỷ lệ đô thị cao (56,2%). Tiếp đến, TP. Long Xuyên là một trong những đô thị trẻ, loại I trực thuộc tỉnh An Giang, với tỷ lệ đô thị trung bình (16,2%) và TP. Cà Mau là đô thị loại II trực thuộc tỉnh Cà Mau, với tỷ lệ đô thị thấp (6,9%) (Nguyễn Tấn Lợi, 2021). Chính vì thế các thông tin về đất đô thị tại các khu vực này cần được quan tâm và chú trọng.

Ngày nay, công nghệ viễn thám sử dụng ảnh đa phổ, đa thời gian với khả năng giám sát biến động

của các đối tượng mặt đất trên phạm vi không gian rộng, kết hợp với chức năng phân tích không gian của hệ thống thông tin địa lý (GIS) đã được nhiều nghiên cứu trong và ngoài nước chứng minh là công cụ hiệu quả trong việc giám sát và phân tích quá trình đô thị hóa (Lê Văn Trung & Nguyễn Nguyên Vũ, 2018). Việc phân loại đô thị được thực hiện dựa trên các chỉ số phân loại ảnh, tuy nhiên hiện nay có rất nhiều chỉ số được dùng để phân loại đất đô thị như chỉ số đất xây dựng mới (NBI- New build-up index) trong nghiên cứu của Jieli et al. (2010), chỉ số đất xây dựng (NDBI-Normalized difference built-up index) và chỉ số xây dựng cơ sở (IBI- Index-based built-up index) trong nghiên cứu của Xu (2008). Tuy nhiên, mỗi chỉ số phân loại đều có những ưu điểm và nhược điểm khác nhau nên cần xem xét và lựa chọn chỉ số có độ chính xác cao dùng để phân loại đô thị.

Các nghiên cứu trước đây thường sử dụng các chỉ số NDBI, IBI, EBBI (Enhanced Built-Up and Bareness Index), NBI, UI (Urban Index) để phân loại đất đô thị bằng ảnh Landsat. Tuy nhiên, ảnh Landsat có độ phân giải không gian thấp hơn ảnh Sentinel-2, nhưng ngược lại ảnh Sentinel-2 lại không cung cấp kênh TIRS để tính toán các chỉ số phân loại hiện trạng đô thị có độ chính xác cao như EBBI và UI.

Chính vì những lý do trên, nghiên cứu được thực hiện nhằm so sánh các chỉ số có khả năng phân loại hiện trạng đất đô thị từ ảnh Sentinel-2 như: NDBI, NBI, IBI. Từ đó, đề xuất chỉ số có độ tin cậy cao dùng để phân loại đất đô thị, trường hợp nghiên cứu tại Quận Ninh Kiều, TP. Cần Thơ; TP. Long Xuyên và TP. Cà Mau, được thể hiện trong 0.



Hình 1. Bản đồ các khu vực nghiên cứu

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Thu thập ảnh và khảo sát thực địa

2.1.1. Thu thập ảnh

Nguồn dữ liệu ảnh Sentinel-2 là dữ liệu miễn phí, có độ phân giải không gian cao (10 m). Tuy nhiên, do bị ảnh hưởng bởi mây và đồng bộ thời gian thu thập ảnh tại 3 khu vực nghiên cứu, nên kết quả

thu thập được 3 ảnh vào tháng 9 năm 2020 trên website: <https://glovis.usgs.gov/app?fullscreen=1>. Kênh phổ được sử dụng trong nghiên cứu bao gồm: 4 kênh phổ có độ phân giải không gian 10 m là kênh xanh dương (blue), kênh xanh lá (green), kênh đỏ (red) và kênh cận hồng ngoại (NIR-near infra-red) và kênh hồng ngoại ngắn (SWIR-1-short wave infra-red-1) có độ phân giải không gian 20 m (0).

Bảng 1. Thông tin các kênh ảnh sử dụng trong nghiên cứu

Số thứ tự kênh	Kênh ảnh	Độ dài bước sóng	Độ phân giải không gian
Kênh 2	Kênh xanh dương	458-523 nm	10 m
Kênh 3	Kênh xanh lá	543-578 nm	10 m
Kênh 4	Kênh đỏ	650-680 nm	10 m
Kênh 8	Kênh cận hồng ngoại	785-899 nm	10 m
Kênh 11	Kênh hồng ngoại ngắn	1565-1655 nm	20 m

(Nguồn: European space agency, 2015)

2.1.2. Khảo sát thực địa đất đô thị

Việc lựa chọn số lượng mẫu là một trong những bước quan trọng trong phương pháp đánh giá độ chính xác kết quả phân loại ảnh viễn thám. Tuy nhiên, do phụ thuộc vào yếu tố diện tích bề mặt không gian và số lớp đối tượng phân loại nên vẫn chưa có nhiều phương pháp xác định số lượng mẫu đánh giá độ chính xác. Nghiên cứu sử dụng công thức lấy mẫu ngẫu nhiên của Cochran (1977) và được ứng dụng trong nghiên cứu của Nguyễn Kiều Diễm và ctv. (2020) để tính toán số lượng điểm mẫu dùng để đánh giá độ chính xác, được xác định qua công thức (1). Nghiên cứu đã thực hiện khảo sát thực địa tại 499 điểm thuộc 3 khu vực nghiên cứu bằng ứng dụng MAPinr trên điện thoại thông minh (0 và 0), trong đó có 384 điểm khảo sát phục vụ công tác

đánh giá độ chính xác (công thức 1) và 115 điểm khảo sát phục vụ công tác thống kê ngưỡng giá trị phân loại hiện trạng đô thị.

$$N = \frac{Z^2 * O * (1 - O)}{d^2} = 384 \text{ điểm} \quad (1)$$

Trong đó: N là kích thước mẫu, Z là giá trị ngưỡng của phân phối chuẩn Z = 1,96 ứng với độ tin cậy 95%, d là sai số cho phép (0,05); O là xác suất lựa chọn, do chỉ có 2 loại đất được phân loại: đất đô thị và đất khác nên O=0,5.

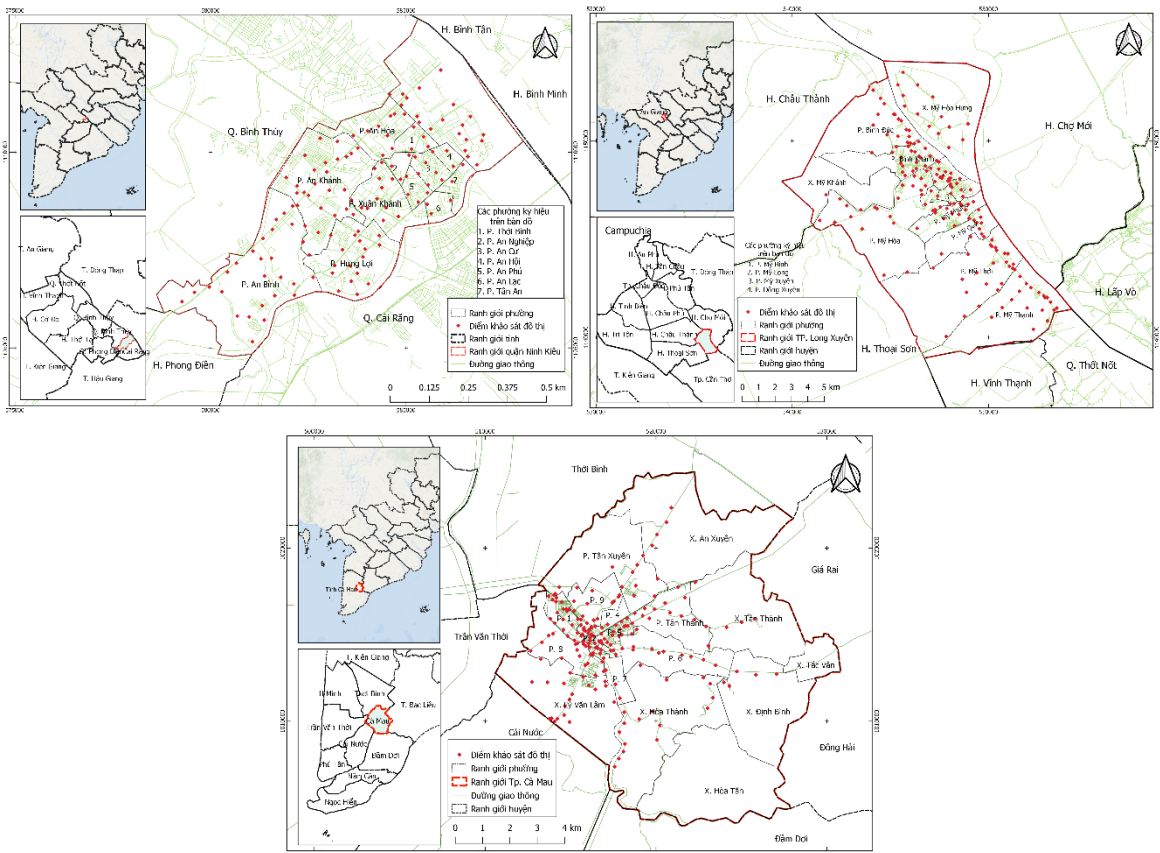
Đất đô thị được khảo sát bao gồm các loại đất: đất giao thông, đất nhà ở, đất khu công nghiệp, bệnh viện, trường học; trụ sở, cơ quan; đất khác bao gồm các loại đất: sông ngòi, kênh rạch, đất sản xuất nông nghiệp, đất trống, đất bỏ hoang (0).

Bảng 2. Thống kê số lượng điểm khảo sát đất đô thị tại 3 khu vực nghiên cứu

Địa điểm	Đất đô thị	Đất khác	Tổng cộng
Quận Ninh Kiều	75 điểm	61 điểm	136 điểm
TP. Long Xuyên	93 điểm	78 điểm	171 điểm
TP. Cà Mau	103 điểm	89 điểm	154 điểm



Hình 2 . Đất đô thị (A và C), đất khác (B và D)

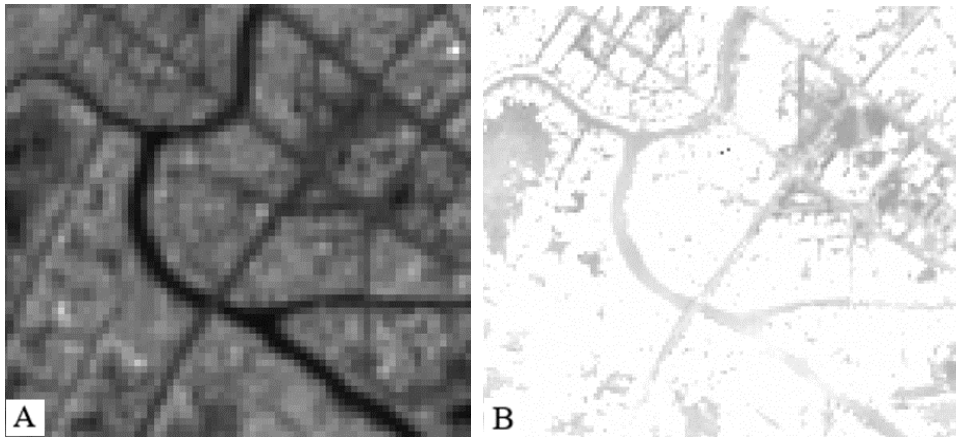


Hình 3. Bản đồ các điểm khảo sát đất đô thị tại quận Ninh Kiều (A), TP. Long Xuyên (B) và TP. Cà Mau (C)

2.2. Phương pháp tăng cường chất lượng ảnh

Nghiên cứu sử dụng kênh blue, kênh green, kênh red, kênh NIR, kênh SWIR-1 để phân loại đất đô thị. Tuy nhiên, kênh SWIR-1 có độ phân giải là 20 m vì vậy cần áp dụng phương pháp tăng cường chất

lượng ảnh (Pan-Sharpning) để các kênh có cùng độ phân giải 10 m. Nghiên cứu đã sử dụng phương pháp tăng cường chất lượng ảnh IHS để tăng cường kênh SWIR-1, kết quả nghiên cứu cho thấy kênh SWIR-1 sau khi được tăng cường chất lượng ảnh có độ phân giải không gian tăng lên (10 m) (**Error! Reference source not found.**).



Hình 4. Kết quả trước (A) và sau (B) khi tăng cường chất lượng ảnh kênh SWIR-1

2.3. Phân loại định hướng dựa trên đối tượng đất đô thị

Phân loại ảnh bằng phương pháp phân loại định hướng trên đối tượng sử dụng phần mềm eCognition Developer 64, gồm 2 bước chính là phân đoạn ảnh (segmentation) và phân loại ảnh (Classification):

Bước 1: Phân đoạn ảnh là quá trình chia nhỏ hình ảnh thành các phần nhỏ (segment) thông qua thuật toán gộp các điểm ảnh lân cận có mức độ đồng nhất về đặc điểm phổ và phân bố không gian mà mắt người có thể nhận biết được (Willhauck & Schneider, 2000). Trong nghiên cứu này, các thông số phân mảnh được lựa chọn theo phương pháp thử sai và nhận thấy các tham số theo tỷ lệ là 1; hình dạng (shape) là 0,1 và độ chặt (compactness) là 0,5 phù hợp với đối tượng đất đô thị.

Bước 2: Phân loại ảnh

Bước 2.1: Tính toán các chỉ số dùng để phân loại đất đô thị

- Chỉ số khác biệt xây dựng

Bản đồ đất đô thị được thành lập tự động thông qua chỉ số NDBI thường có độ chính xác cao, dựa trên cơ sở phản xạ phổ hồng ngoại gần và phổ cận hồng ngoại (Zha et al., 2003). Tuy nhiên, thông tin đất đô thị thường bị nhiễu bởi yếu tố thực vật, đặc biệt là thực vật có hàm lượng nước thấp do khả năng phản xạ phổ của lá cây khô trong dải hồng ngoại

ngắn rất cao (Xu, 2008), công thức được xác định như sau:

$$NDBI = \frac{SWIR-NIR}{SWIR+NIR} \quad (\text{Zha et al., 2003}) \quad (2)$$

Chỉ số đất xây dựng mới

Chỉ số đất xây dựng mới (New Build – up Index) được Jieli et al. (2010) phát triển để chiết tách khu vực dân cư đô thị từ ảnh vệ tinh Landsat TM.

$$NBI = \frac{SWIR1*RED}{NIR} \quad (3)$$

– Chỉ số xây dựng cơ sở

Nhằm nâng cao độ chính xác cho kết quả giải đoán ảnh, Ridd (1995) đã mô hình hóa đất đô thị từ ba hợp phần: thực vật xanh (green vegetation), bề mặt không thấm (impervious surface material) và đất (exposed soil) nhằm đánh giá sự thay đổi của đô thị. Theo đánh giá của Xu (2008), mặc dù mô hình V-I-S (vegetation-impervious-soil) được ứng dụng phổ biến cho nghiên cứu về đô thị, tuy nhiên việc không tính đến hợp phần nước đã gây sai số nhất định cho các kết quả nghiên cứu. Hơn nữa, nước là một thành phần không thể thiếu của bất kỳ một hệ sinh thái nào. Vì vậy, Xu (2008) đã đề xuất phương pháp phân loại đất đô thị dựa trên 3 hợp phần: cây xanh, nước và đất xây dựng. Căn cứ vào ba hợp phần này, các chỉ số lần lượt được sử dụng gồm: Chỉ số chỉ số thực vật hiệu chỉnh mặt đất (SAVI - Soil-adjusted vegetation index), chỉ số NDBI và chỉ số

khác biệt nước cải thiện (MNDWI-Modified Normalized Difference Water Index). Từ đó, Xu (2008) đã xây dựng nên công thức tính chỉ số IBI dùng để phân loại đất đô thị với độ chính xác cao, chỉ số IBI được tính như sau:

$$IBI = \frac{NDBI - \frac{SAVI + MNDWI}{2}}{NDBI + \frac{SAVI + MNDWI}{2}} \quad (4)$$

Trong đó, chỉ số MNDWI và chỉ số SAVI được tính theo công thức (5) và (6)

$$MNDWI = \frac{Green - SWIR}{Green + SWIR} \quad (Xu, 2006) \quad (5)$$

$$SAVI = \frac{(1+L) * (NIR-RED)}{(NIR+RED+L)} \quad (Huete, 1988) \quad (6)$$

Trong đó: L là hệ số hiệu chỉnh có giá trị từ 0 đến 1, Huete (1988) nhận thấy hệ số L thay đổi theo

mật độ thực vật (L = 0 tại nơi có thực vật cao, và L = 1 tại nơi có thực vật thấp), Huete (1988) đã sử dụng một hằng số L = 0,5, do nó có thể làm giảm đáng kể nhiễu sóng mặt đất của thảm thực vật.

Bước 2.2: Phân loại đối tượng đất đô thị

Nghiên cứu sử dụng 115 điểm khảo sát thực địa (30% tổng số điểm khảo sát) để tiến hành tính toán các ngưỡng giá trị phân loại (Chen et al., 2014) tương ứng với đối tượng được định nghĩa trong 0, kết quả tính toán ngưỡng giá trị được thống kê trong 0. Các ngưỡng giá trị này đã được tính toán và hiệu chỉnh bằng phương pháp thử sai để đạt độ chính xác cao nhất cho từng chỉ số (Nguyễn Kiều Diễm và ctv., 2021). Qua đó, nghiên cứu tiến hành phân loại đất đô thị thông qua các ngưỡng giá trị phân loại trong 0.

Bảng 3. Định nghĩa các đối tượng được sử dụng trong nghiên cứu

Đối tượng	Định nghĩa
Đô thị	Vật liệu nền là nhựa đường, gạch, bê tông; tòa nhà khu thương mại và công nghiệp; khu dân cư; đường giao thông (cầu, bãi xe, đường lộ, đường nông thôn).
Đất khác	Thảm thực vật (đất nông nghiệp, khu vực có thực vật); đất trồng, đất bỏ hoang; đất mặt nước.

(Nguồn: Hussam, 2019)

Bảng 4. Ngưỡng giá trị các chỉ số dùng để phân loại đất đô thị được thống kê từ 30% số điểm khảo sát

Chỉ số phân loại	Nhóm đất đô thị	Nhóm đất khác
NDBI	≥ 0,02	< 0,02
IBI	≥ -0,02	< -0,02
NBI	≥ 1800	< 1800

2.4. Đánh giá độ chính xác

2.4.1. Đánh giá độ tin cậy kết quả phân loại đất đô thị dựa vào các chỉ số NDBI, NBI, IBI

Theo Chrisman (1987), độ chính xác của kết quả giải đoán được đánh giá thông qua độ chính xác toàn cục của ma trận sai số. Khi độ chính xác toàn cục càng cao thì kết quả phân loại càng chính xác. Tuy nhiên, hiện nay chưa có khung tiêu chuẩn về độ chính xác của kết quả phân loại bằng phương pháp viễn thám, đặc biệt là các kết quả về đất đô thị, đòi

hỏi có độ chính xác cao. Nguyên nhân là do khung tiêu chuẩn của phương pháp này thường phụ thuộc vào đối tượng và mục tiêu của bản đồ cần phân loại. Vì thế, nghiên cứu sử dụng độ chính xác toàn cục là 85% làm tiêu chuẩn phân loại đô thị, do hệ số này thường được sử dụng làm tiêu chuẩn để đánh giá độ chính xác bản đồ chuyên đề và bản đồ hiện trạng sử dụng đất hiện nay (Foody, 2008), ví dụ như trong các nghiên cứu của Abeyta & Franklin (1998), Brown et al. (2000), Ge et al. (2007), Mansour et al. (2020), Rana & Suryanarayana (2020), Rogan & Chen (2004), Wright & Morrice (1997) đã sử dụng độ chính xác là 85% làm tiêu chuẩn để đánh giá kết quả phân loại.

Nghiên cứu sử dụng kết quả khảo sát thực địa về đất đô thị tại thời điểm tháng 9 năm 2020 để tiến hành đánh giá độ chính xác kết quả giải đoán, sử dụng bảng ma trận sai số được thể hiện trong 0 để tính toán độ chính xác toàn cục.

Bảng 5. Bảng ma trận sai số

		Giải đoán			Độ chính xác
		Đất đô thị	Đất khác	Tổng	
Thực địa	Đất đô thị	a	b	a+b	(a/(a+b))x100
	Đất khác	c	d	c+d	(d/(c+d))x100
	Tổng	a+c	b+d	a+b+c+d	
	Độ tin cậy	(a/(a+c)) x100	(d/(b+d)) x100		

Trong đó: a,b,c,d là tổng số điểm khảo sát thực địa được so sánh với kết quả giải đoán. Độ chính xác toàn cục (T) được xác định bởi công thức (7)

$$T = \frac{\text{Tổng số pixel phân loại đúng}}{\text{Tổng số pixel được phân loại}} = \frac{a+d}{a+b+c+d} \times 100 \text{ (Bogoliubova \& Tymk\acute{o}w, 2014)} \quad (7)$$

Ngoài ra, nghiên cứu còn sử dụng hệ số Cohen’s Kappa (Cohen’s Kapa coefficient) để đánh giá sự tương đồng (hay phù hợp) giữa kết quả phân loại đất đô thị và đất đô thị ngoài thực địa, được xác định bởi công thức (8)

$$E = \frac{\text{Tổng các đại lượng trên đường chéo}}{\text{Tổng toàn bộ các đại lượng}} = \frac{(a+c) \times (a+b) + (b+d) \times (c+d)}{(a+c) \times (a+b) + (b+d) \times (a+b) + (a+c) \times (c+d) + (b+d) \times (c+d)} \quad (9)$$

Bảng 6. Tích của hàng và cột tổng của bảng ma trận sai số

$(a+c) \times (a+b)$	$(b+d) \times (a+b)$
$(a+c) \times (c+d)$	$(b+d) \times (c+d)$

Cohen (1960) và Bogoliubova & Tymk\acute{o}w, (2014) nhận định rằng:

$K < 0,2$: Chi số tương đồng thấp (poor agreement)

$0,2 \leq K < 0,4$: Chi số tương đồng dưới trung bình (fair)

$0,4 \leq K < 0,6$: Chi số tương đồng trung bình, vừa phải (moderate)

$0,6 \leq K < 0,8$: Chi số tương đồng cao (good)

$0,8 \leq K < 1$: Chi số tương đồng rất cao (very good)

2.4.2. So sánh đất đô thị được phân loại với số liệu thống kê phân bố đất đô thị

Nghiên cứu tiến hành so sánh diện tích đất đô thị được phân loại dựa trên ảnh Sentinel-2 với diện tích đất đô thị được thu thập từ số liệu thống kê năm 2020. Trong đó, diện tích đất đô thị thống kê là tổng diện tích các loại đất: đất ở; đất xây dựng trụ sở cơ quan; đất xây dựng công trình sự nghiệp; đất phát triển hạ tầng cấp quốc gia, cấp tỉnh, cấp huyện, cấp xã; đất sản xuất, kinh doanh phi nông nghiệp; đất tôn giáo, đất tín ngưỡng và đất phi nông nghiệp khác.

3. KẾT QUẢ THẢO LUẬN

3.1. Phân loại đất đô thị dựa trên các chỉ số NDBI, NBI, IBI năm 2020

Việc xây dựng bản đồ và tính toán diện tích đất đô thị dựa trên các chỉ số IBI, NBI, NDBI năm 2020

$$K = \frac{(T-E)}{(1-E)} \text{ (Cohen, 1960)} \quad (8)$$

Trong đó: T là độ chính xác toàn cục kết quả phân loại;

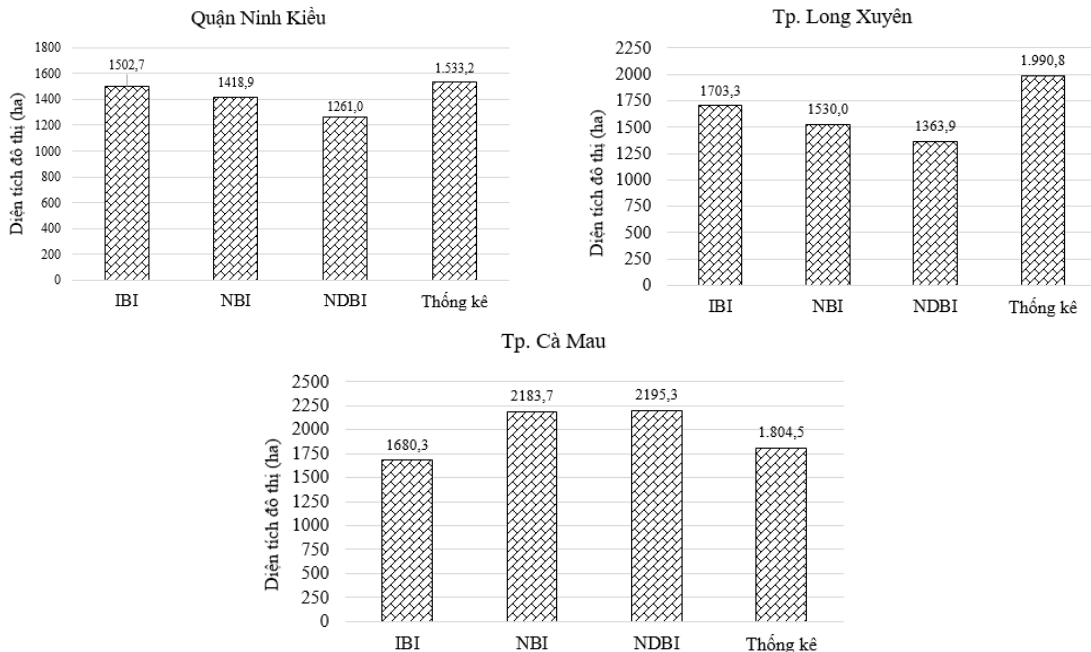
E là tỷ lệ phân loại chính xác mong muốn có thể được dự đoán trước, nghĩa là E góp phần ước tính khả năng phân loại chính xác trong quá trình phân loại thực sự. Giá trị của E được tính bằng thương số của tổng các đại lượng trên đường chéo chia cho tổng toàn bộ các đại lượng trong bảng tích của hàng và cột tổng của bảng ma trận sai số, được thể hiện trong Bảng 4 và công thức (9) (Lê Văn Trung, 2015).

(0 và **Error! Reference source not found.**). Kết quả cho thấy khi được phân loại bằng các chỉ số khác nhau thì diện tích và phân bố đất đô thị sẽ khác nhau. Kết quả đánh giá độ chính xác giữa đất đô thị được phân loại bằng các chỉ số IBI, NBI, NDBI với đất đô thị khảo sát thực địa cho thấy chỉ số IBI có độ chính xác cao nhất (Mục 3.3). Do đó, diện tích đất đô thị được phân tích cũng chính xác hơn. Khi so sánh diện tích đất đô thị được phân loại bằng các chỉ số IBI, NBI, NDBI thì dễ dàng nhận thấy TP. Cà Mau có diện tích đất đô thị được phân loại dựa trên chỉ số IBI thấp hơn diện tích đất đô thị được phân loại dựa trên chỉ số NDBI và NBI. Vì việc phân loại bằng chỉ số IBI cho độ chính xác cao nhất nên nó ít nhầm lẫn các đối tượng khác thành đất đô thị. Ngược lại, tại quận Ninh Kiều và TP. Long Xuyên, đất đô thị được phân loại dựa trên chỉ số IBI có độ chính xác thấp hơn TP. Cà Mau. Vì vậy, diện tích đất đô thị được phân loại dựa trên chỉ số IBI cao hơn diện tích đất đô thị được phân loại dựa trên chỉ số NDBI và NBI (do nhầm lẫn nhiều đối tượng khác thành đất đô thị). Nguyên nhân là do mật độ đô thị tại TP. Cà Mau thấp hơn so với TP. Long Xuyên, quận Ninh Kiều (Nguyễn Tấn Lợi, 2021) và với khả năng nhận dạng tốt đất đô thị của chỉ số IBI, diện tích đất đô thị được phân loại bằng chỉ số IBI thấp hơn chỉ số NBI và NDBI, ngược lại vì mật độ đô thị tại TP. Long Xuyên và quận Ninh Kiều cao nên các đối tượng đất khác có diện tích nhỏ, xen lẫn trong khu vực đô thị dễ bị phân loại nhầm lẫn thành đất đô thị, do đó diện tích đất đô thị được phân loại bằng chỉ số IBI cao hơn chỉ số NBI và NDBI.

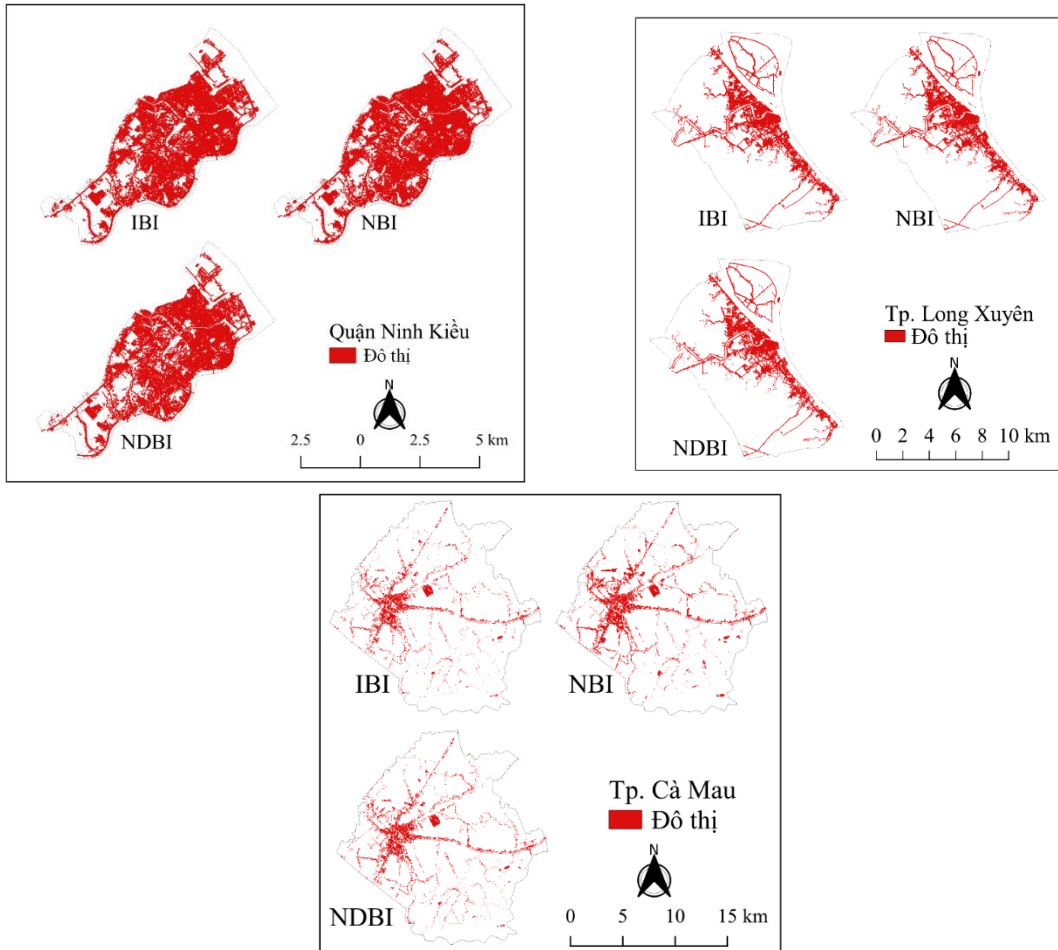
Kết quả thống kê trên phần mềm SPSS cho thấy diện tích đất đô thị được thống kê năm 2020 tại Quận Ninh Kiều có sự tương đồng cao với diện tích đất đô thị được phân loại bằng chỉ số IBI, với hệ số tương quan $r = 0,96$ và có độ chênh lệch về diện tích thấp

(30,5 ha, tương ứng 2% diện tích), được thể hiện trong 0. Ngược lại, kết quả thống kê cũng cho thấy TP. Long Xuyên có sự tương đồng thấp giữa diện tích đất đô thị được phân loại và diện tích đô thị được thống kê, với hệ số tương quan $r = 0,73$ và có sự chênh lệch cao giữa diện tích đô thị được phân loại và diện tích đất đô thị được kiểm kê (chênh lệch 287,4 ha, tương ứng với 14,4% diện tích). Nguyên nhân là do cách nhận dạng đối tượng đất đô thị bằng phương pháp viễn thám và phương pháp thống kê khác nhau. Ví dụ như các khu vực đất trống (hoặc thực vật phủ) trong khu dân cư có mục đích sử dụng là đất ở, khi thực hiện thống kê sẽ thuộc nhóm đất đô thị, tuy nhiên khi phân loại bằng phương pháp viễn thám thì sẽ thuộc nhóm đất khác. Vì thế, diện tích đất đô thị được thống kê thường có xu hướng

lớn hơn diện tích đất đô thị được phân loại bằng phương pháp viễn thám. Đây cũng là một trong những hạn chế của phương pháp, do chỉ phân loại dựa theo hiện trạng trên ảnh nên một số đối tượng không đúng với mục đích sử dụng đất theo thống kê. Chính vì thế, quận Ninh Kiều là khu vực ít có sự chênh lệch giữa diện tích đất đô thị được kiểm kê và diện tích đất đô thị được phân loại từ ảnh Sentinel-2. Do mật độ đất đô thị tại quận Ninh Kiều cao nên không có sự khác nhau nhiều về hiện trạng thực tế và hiện trạng thống kê. Đồng thời, nghiên cứu cho thấy diện tích đất đô thị được kiểm kê thường lớn hơn so với diện tích đô thị được phân loại và phương pháp phân loại đất đô thị dựa trên chỉ số IBI có khả năng nhận dạng tốt diện tích đất đô thị với độ chính xác về diện tích >85%.



Hình 5. Biểu đồ thống kê diện tích đô thị được phân loại từ các chỉ số IBI, NBI, NDBI tại quận Ninh Kiều, TP. Long Xuyên và TP. Cà Mau năm 2020



Hình 6. Bản đồ đất đô thị được xây dựng từ các chỉ số IBI, NBI, NDBI năm 2020 tại quận Ninh Kiều, TP. Long Xuyên và TP. Cà Mau

3.2. Độ chính xác kết quả phân loại đất đô thị dựa trên các chỉ số IBI, NBI, NDBI năm 2020 tại 3 khu vực nghiên cứu

Kết quả đánh giá độ chính xác đất đô thị được phân loại tại 384 điểm khảo sát cho thấy phương pháp phân loại đất đô thị có độ chính xác cao, đặc biệt khi phân loại bằng chỉ số IBI, với trung bình độ chính xác toàn cục tại quận Ninh Kiều, TP. Long Xuyên và TP. Cà Mau tương ứng là 89,3%, 87,4% và 90,9%. Chỉ số phân loại có độ chính xác thấp nhất là chỉ số NBI với độ chính xác toàn cục tại 3 khu vực tương ứng là 85,7%, 85% và 87,7% (0). Nguyên nhân của sự khác biệt về độ chính xác tại 3 khu vực nghiên cứu là do sự khác biệt về đặc điểm đô thị như mật độ đất đô thị, cấu trúc đô thị, đặc điểm dân cư, vì thế khi sử dụng cùng một ngưỡng giá trị phân loại đô thị thì có sự khác biệt về độ chính xác. Ngoài ra, sự khác biệt này cũng bị ảnh hưởng bởi tỷ lệ mây che tại 3 khu vực nghiên cứu, cụ thể tại khu vực TP.

Long Xuyên có tỷ lệ mây che cao nhất thì độ chính xác thấp nhất, ngược lại tại khu vực TP. Cà Mau có tỷ lệ mây che thấp nhất thì độ chính xác cao nhất.

Bảng 7. Kết quả đánh giá độ chính xác toàn cục các chỉ số phân loại đất đô thị

Chỉ số phân loại	NDBI (%)	IBI (%)	NBI (%)
Quận Ninh Kiều	86,4	89,3	85,7
TP. Long Xuyên	85,8	87,4	85,0
TP. Cà Mau	88,3	90,9	87,7

Bảng 8. Kết quả thống kê hệ số Kappa của các chỉ số phân loại đất đô thị

Chỉ số phân loại	NDBI	IBI	NBI
Quận Ninh Kiều	0,72	0,78	0,69
TP. Long Xuyên	0,72	0,75	0,69
TP. Cà Mau	0,77	0,82	0,75

Bên cạnh đó, kết quả thống kê hệ số Kappa cũng cho thấy đất đô thị được phân loại có tương đồng

cao với đất đô thị ngoài thực địa, đặc biệt khi phân loại bằng chỉ số IBI, trong đó tại TP. Cà Mau là khu vực có sự tương đồng cao nhất, với hệ số Kappa tương ứng là 0,82. Ngược lại, đất đô thị được phân loại bằng chỉ số NBI có tương đồng thấp nhất với đất đô thị ngoài thực địa, đặc biệt TP. Long Xuyên và quận Ninh Kiều là khu vực có hệ số Kappa thấp nhất, với hệ số Kappa tương ứng là 0,69 (0).

3.3. So sánh và đề xuất các chỉ số có độ chính xác cao trong phân loại đất đô thị

Kết quả đánh giá độ chính xác cho thấy phương pháp phân loại đất đô thị dựa trên chỉ số IBI có độ chính xác cao nhất. Ngược lại, khi phân loại đô thị dựa trên chỉ số NBI có độ chính xác thấp nhất. Nguyên nhân là do chỉ số IBI là sự kết hợp của ba chỉ số SAVI, MNDWI và NDBI đã làm giảm thông tin nhiều của các đối tượng do đặc thù khu vực đô thị rất đa dạng về đối tượng và làm tăng độ tương phản quang phổ các đối tượng sử dụng đất, giúp làm nổi bật các đối tượng đất đô thị (Nguyễn Hoàng Khánh Linh, 2011), vì vậy việc phân loại đất đô thị dựa trên chỉ số IBI có độ chính xác cao nhất. Ngược lại, chỉ số NDBI và NBI chỉ nhận dạng được một đối tượng chính là đô thị, nhưng đặc thù của khu vực đô thị là rất đa dạng về đối tượng, nên phương pháp phân loại dựa trên một chỉ số riêng biệt rất dễ bị nhầm lẫn giữa các đối tượng với nhau. Ngoài ra, theo nghiên cứu của As-syakur et al. (2012), chỉ số IBI có độ chính xác cao hơn chỉ số NDBI, do khả năng phân tách hiện trạng đô thị và đất trống của chỉ số IBI tốt hơn chỉ số NDBI (với độ chính xác khi phân loại tại khu vực xây dựng thuộc Denpasar, Bali, Indonesia tương ứng là 70,18% và 67,6%).

Kết quả nghiên cứu cũng nhận thấy phương pháp phân loại đất đô thị bằng các chỉ số IBI, NDBI, NBI có độ chính xác đạt tiêu chuẩn phân loại đất đô thị. Đồng thời kết quả đánh giá hệ số Kappa cũng cho thấy đất đô thị được phân tích bằng chỉ số NDBI, NBI, IBI có tương đồng cao với đất đô thị ngoài thực địa. Nguyên nhân là do các chỉ số IBI, NDBI, NBI được xây dựng thông qua phản xạ của dải sóng SWIR, dải sóng này có khả năng phản xạ tốt các vật liệu cấu tạo nên đất đô thị (như công trình xây dựng hay bề mặt không thấm) (Ilehag et al., 2019), chính vì thế việc phân loại bằng các chỉ số này có sự tương đồng cao với đất đô thị.

Kết quả đánh giá độ chính xác (0 và 0) và kết quả so sánh diện tích đô thị được phân loại và diện tích đất đô thị được thống kê (0) cho thấy độ tin cậy của kết quả phân loại đất đô thị dựa trên các chỉ số được xếp theo thứ tự giảm dần như sau IBI, NDBI và NBI. Kết quả này cũng tương tự với kết quả thống

kê độ tin cậy các chỉ số phân loại đô thị trong nghiên cứu của Lynch et al. (2020), trong đó độ chính xác của chỉ số IBI là cao nhất (96,77%), tiếp đến là chỉ số NDBI (92,6%), thấp nhất là chỉ số NBI (90%). Điều này cho thấy chỉ số IBI có độ tin cậy cao nhất, do đó nghiên cứu đề xuất sử dụng chỉ số này trong phân loại đất đô thị.

4. KẾT LUẬN

Phương pháp phân loại đất đô thị dựa trên các chỉ số IBI, NDBI, NBI có độ tin cậy đạt tiêu chuẩn phân loại đất đô thị, trong đó chỉ số IBI có độ chính xác toàn cục và hệ số Kappa cao nhất. Đồng thời, diện tích đất đô thị được phân loại bằng chỉ số IBI cũng có tương quan cao nhất với diện tích đất đô thị được thống kê năm 2020. Vì thế, nghiên cứu đề xuất sử dụng chỉ số IBI để phân loại đất đô thị. Chỉ số NBI có độ tin cậy thấp nhất, vì thế không nên sử dụng chỉ số này để phân loại đất đô thị.

LỜI CẢM ƠN

Đề tài này được tài trợ bởi Dự án Nâng cấp Trường Đại học Cần Thơ VN14-P6 bằng nguồn vốn vay ODA từ chính phủ Nhật Bản.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Abeyta, A. M., & Franklin, J. (1998). The accuracy of vegetation stand boundaries derived from image segmentation in a desert environment. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 64(1), 59–66.
- As-syakur, A. R., Adnyana, I. W. S., Arthana, I. W., & Nuarsa, I. W. (2012). Enhanced built-UP and bareness index (EBBI) for mapping built-UP and bare land in an urban area. *Remote Sensing*, 4(10), 2957–2970. <https://doi.org/10.3390/rs4102957>
- Bộ Xây dựng. (2021). *Hệ thống hạ tầng kỹ thuật đô thị, nông thôn tại vùng Đồng bằng Sông Cửu Long trong bối cảnh mới*. <https://moc.gov.vn/tl/tin-tuc/67369/he-thong-ha-tang-ky-thuat-do-thi-nong-thon-tai-vung-dong-bang-song-cuu-long-trong-boi-can-h-moi.aspx>
- Bogoliubova, A., & Tymków, P. (2014). Accuracy assessment of automatic image processing for land cover classification of St. Petersburg protected area. *Acta Scientiarum Polonorum. Geodesia et Descriptio Terrarum*, 13(February), 5–22.
- Brown, M., Lewis, H. G., & Gunn, S. R. (2000). Linear spectral mixture models and support vector machines for remote sensing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(5 II), 2346–2360. <https://doi.org/10.1109/36.868891>

- Chrisman, N. R. (1987). The accuracy of map overlays: a reassessment. *Landscape and Urban Planning*, 14, 427–439.
- Cochran, W. G. (1977). *Sampling Techniques*. Professor of Statistics, Emeritus Harvard University.
- Cohen, J. (1960). A Coefficient of Agreement for Nominal Scales. *Educational and Psychological Measurement*, 20(1), 37–46. <https://doi.org/10.1177/001316446002000104>
- European space agency. (2015). *Spatial Resolution*. Retrieved August 5, 2021, from <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi/resolutions/spatial>
- Foody, G. M. (2008). Harshness in image classification accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 29(11), 3137–3158. <https://doi.org/10.1080/01431160701442120>
- Ge, J., Qi, J., Lofgren, B. M., Moore, N., Torbick, N., & Olson, J. M. (2007). Impacts of land use/cover classification accuracy on regional climate simulations. *Journal of Geophysical Research Atmospheres*, 112(5), 1–12. <https://doi.org/10.1029/2006JD007404>
- Huete, A. R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25, 295–309.
- Hussam, A. (2019). Spatial monitoring of urban expansion using satellite remote sensing images: A case study of Amman City, Jordan. *Sustainability (Switzerland)*, 11(8). <https://doi.org/10.3390/su11082260>
- Ilehag, R., Schenk, A., Huang, Y., & Hinz, S. (2019). *KLUM: An Urban VNIR and SWIR Spectral Library Consisting of Building Materials*. 1–28. <https://doi.org/10.3390/rs11182149>
- Jieli, C., Manchun, L., Yongxue, L., Chenglei, S., & Wei, H. (2010). Extract residential areas automatically by New Built-up Index. *International Conference on Geoinformatics*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/GEOINFORMATICS.2010.5567823>
- Lê Văn Trung. (2015). *Viễn Thám*. Nhà xuất bản Đại học Quốc gia thành phố Hồ Chí Minh. <http://lib.hcmunre.edu.vn/Viewer/?ID=2658>
- Lê Văn Trung & Nguyễn Nguyên Vũ. (2018). Ứng dụng viễn thám và GIS đánh giá xu thế đô thị hóa tại thành phố Cần Thơ. *Tạp chí Phát triển Khoa học & Công nghệ*, 2(1), 57–62.
- Lynch, P., Blesius, L., & Hines, E. (2020). Classification of urban area using multispectral indices for urban planning. *Remote Sensing*, 12(15). <https://doi.org/10.3390/RS12152503>
- Mansour, S., Al-Belushi, M., & Al-Awadhi, T. (2020). Monitoring land use and land cover changes in the mountainous cities of Oman using GIS and CA-Markov modelling techniques. *Land Use Policy*, 91(November 2019), 104414. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104414>
- Nguyễn Hoàng Khánh Linh. (2011). Thành lập tự động bản đồ phân bố đất đô thị bằng chỉ số IBI từ ảnh Landsat TM: trường hợp nghiên cứu tại thành phố Huế - Tỉnh Thừa Thiên Huế. *Hội thảo Ứng dụng GIS toàn quốc*. NXB Nông nghiệp Số: 01, 205–212.
- Nguyễn Kiều Diễm, Phan Kiều Diễm & Nguyễn Kim Ngọc. (2020). Đánh giá hiệu quả xây dựng bản đồ bề mặt không thám tại Thành phố Cần Thơ sử dụng ảnh viễn thám. *Tạp chí Khoa học Đất*, 16/2020, 98-103.
- Nguyễn Kiều Diễm & Phan Kiều Diễm. (2021). Theo dõi tình hình đô thị hóa của Thành phố Cần Thơ sử dụng dữ liệu ảnh viễn thám. *Tạp chí Khoa học Đất*, 64/2021, 171-176.
- Nguyễn Tấn Lợi. (2021). *Đánh giá mối quan hệ giữa đô thị hóa và sụt lún đất tại Tp. Long Xuyên, Tp. Cà Mau và Tp. Cần Thơ*. Luận văn Thạc sĩ, Trường Đại học Cần Thơ.
- Rana, V. K., & Suryanarayana, T. M. V. (2020). Performance evaluation of MLE, RF and SVM classification algorithms for watershed scale land use/land cover mapping using sentinel 2 bands. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 19(July), 100351. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100351>
- Ridd, M. (1995). Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities. *International Journal of Remote Sensing*, 16(12), 2165–2185.
- Rogan, J., & Chen, D. M. (2004). Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. *Progress in Planning*, 61(4), 301–325. [https://doi.org/10.1016/S0305-9006\(03\)00066-7](https://doi.org/10.1016/S0305-9006(03)00066-7)
- Trung tâm thông tin và dự báo kinh tế-xã hội quốc gia. (2019). *Xu hướng đô thị hóa ở Việt Nam giai đoạn 2021-2030 và một số hệ lụy*. <http://ncif.gov.vn/Pages/Default.aspx>
- Willhauck, G., & Schneider, T. (2000). Comparison of oriented classification techniques and standard image analysis for the use of change detection between SPOT multispectral satellite images and aerial photos. *Proceedings of XIX ISPRS ...*, XXXIII, 214–221.
- Wright, G. G., & Morrice, J. G. (1997). Landsat TM spectral information to enhance the land cover of Scotland 1988 dataset. *International Journal of Remote Sensing*, 18(18), 3811–3834. <https://doi.org/10.1080/014311697216630>
- Xu, H. (2008). A new index for delineating built-up land features in satellite imagery. *International*

- Journal of Remote Sensing*, 29(14), 4269–4276.
<https://doi.org/10.1080/01431160802039957>
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14), 3025–3033.
<https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
- Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3), 583–594.
<https://doi.org/10.1080/01431160304987>