



## Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Mỏ - Địa chất

Trang điện tử: <http://tapchi.humg.edu.vn>



# Quan trắc sự mở rộng bề mặt không thấm bằng dữ liệu ảnh Spot-5 và Sentinel-2 ở khu vực Thành phố Hồ Chí Minh

Phạm Văn Tùng<sup>1</sup>, Nguyễn Văn Trung<sup>2,\*</sup>, Nguyễn Hữu Long<sup>3</sup>, Nguyễn Đức Hùng<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Trường Đại học Tài nguyên và Môi trường Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

<sup>2</sup> Khoa Trắc địa - Bản đồ và Quản lý đất đai, Trường Đại học Mỏ - Địa chất, Việt Nam

<sup>3</sup> Trường Đại học Đồng Tháp, Việt Nam

<sup>4</sup> Sở Tài Nguyên và Môi Trường Tỉnh Thái Bình, Việt Nam

### THÔNG TIN BÀI BÁO

### TÓM TẮT

#### Quá trình:

Nhận bài 25/02/2018

Chấp nhận 03/4/2018

Đăng online 27/4/2018

#### Từ khóa:

Bề mặt không thấm

Đô thị hóa

SPOT-5

Sentinel-2

Thành phố Hồ Chí Minh là đô thị lớn có tốc độ đô thị hóa nhanh ở nước ta. Theo đó, bề mặt không thấm được coi là chìa khóa để xác định quá trình đô thị hóa, sự phát triển bền vững, và phục vụ quy hoạch và quản lý đô thị. Quan trắc sự mở rộng bề mặt không thấm sử dụng ảnh vệ tinh là phương pháp hiệu quả cho phạm vi rộng lớn và đảm bảo độ tin cậy. Trong nghiên cứu này, dữ liệu ảnh SPOT-5 và Sentinel-2 thu được trong các năm 2002, 2009 và 2016 đã được sử dụng để phân loại thành bốn lớp phủ bề mặt bao gồm nước, thực vật, đất trống và bề mặt không thấm sử dụng thuật toán phân loại KNN (fuzzy K-Nearest Neighbors) trên phần mềm eCognition. Kết quả của nghiên cứu cho thấy rằng dựa vào thông tin về bề mặt không thấm có thể xác định được việc mở rộng khu vực đô thị. Đặc biệt diện tích bề mặt không thấm của Thành phố Hồ Chí Minh tăng nhanh từ năm 2002 đến năm 2016. Kết quả cho thấy 2615,86 ha chiếm 36,88% tổng diện tích thực vật được chuyển đổi thành diện tích bề mặt không thấm. Việc xác định sự mở rộng bề mặt không thấm cung cấp thông tin có giá trị giúp cho các nhà qui hoạch thành phố đưa ra các chính sách qui hoạch phát triển bền vững đô thị.

© 2018 Trường Đại học Mỏ - Địa chất. Tất cả các quyền được bảo đảm.

## 1. Mở đầu

Bề mặt không thấm nước là các vật liệu ngăn cản sự thâm nhập của nước vào đất như hệ thống giao thông, mái nhà, bãi đậu xe, v.v.... Bề mặt không thấm là một chỉ số quan trọng sử dụng đánh giá mức độ đô thị hóa và các tác động của các hệ sinh thái (Schueler, 1994; Arnold, 1996). Một số

nghiên cứu trước đây cho thấy sự thay đổi diện tích bề mặt không thấm (BMKT) có liên quan đến sự ảnh hưởng đến thủy văn, cấu trúc sinh cảnh, chất lượng nước và đa dạng sinh học của hệ thống thủy sinh (Schueler, 1994).

Trong những năm gần đây có nhiều kỹ thuật chiết tách bề mặt không thấm đã được phát triển, từ các phương pháp phân loại theo hướng đối tượng sử dụng các hình ảnh có độ phân giải không gian cao đến kỹ thuật dưới điểm ảnh (Sub-pixel), phân tích mô hình phân tích hỗn hợp phổ (SMA-

\*Tác giả liên hệ

E-mail: [nguyenvantrung@humg.edu.vn](mailto:nguyenvantrung@humg.edu.vn)

Spectral Mixture Analyze model family) và mô hình hồi quy sử dụng ảnh có độ phân giải không gian trung bình hoặc thấp. Việc lập bản đồ bề mặt không thấm nước đã được áp dụng ở các quy mô khác nhau từ địa phương, khu vực đến quốc gia hoặc toàn cầu (Lu, 2013). Hầu như các nghiên cứu trước đây đã áp dụng thành công cho khu vực thành thị (Lu, 2013). Nếu các phương pháp phân loại truyền thống trên mỗi điểm ảnh chẳng hạn như phân loại xác suất cực đại có khả năng phân loại các lớp sử dụng đất / lớp phủ mặt đất (LULC-Land Use/Land Cover), kết quả phân loại nhận được thường có độ chính xác rất thấp đối với các vùng đô thị. Bởi vậy, phương pháp phân loại mềm có chính xác cao hơn được lựa chọn để phục vụ chiết tách bề mặt không thấm cho khu vực nghiên cứu đô thị.

Việc nâng cao độ chính xác phân loại đất đô thị là một vấn đề quan trọng trong các nghiên cứu trước đây về viễn thám (Liu và Wen, 2004). Các phương pháp tiếp cận khác nhau đã được áp dụng, bao gồm cả việc kết hợp dữ liệu địa lý, dữ liệu điều tra dân số và đặc trưng cấu trúc hoặc thông tin phổ của ảnh viễn thám. Ngoài ra để nâng cao độ chính xác của quá trình phân loại ảnh, các kiến thức chuyên gia, phương pháp phân loại mờ và sự kết hợp dữ liệu ảnh đa bộ cảm đã được sử dụng trong các nghiên cứu. Tuy nhiên, việc phân loại đất đô thị vẫn là một khó khăn trong trường hợp các dữ liệu viễn thám có độ phân giải trung bình và thấp do sự lẫn phổ trong một điểm ảnh và lẫn phổ giữa các loại lớp phủ trên mặt đất khác nhau.

Phương pháp phân loại điểm ảnh (Per-pixel) chỉ xử lý thuần túy hình ảnh từng điểm ảnh cụ thể, trong khi đó phương pháp phân loại dưới điểm ảnh xử lý định lượng nhiều lớp đối tượng trong mỗi điểm ảnh đơn. Phương pháp phân loại dưới điểm ảnh tạo ra các ảnh thành phần với các giá trị pixel lấy từ phần nguyên hoặc phần dư của điểm ảnh có chứa thành phần mỗi lớp đối tượng (Quintano, 2012). Đối với các điểm ảnh không bị lẫn phổ, phân tích hỗn hợp phổ (SMA) cho đến nay là phương pháp phổ biến nhất trong số các phương pháp phân loại dưới điểm ảnh. Việc phân tích hỗn hợp phổ tuyến tính (LSMA-Linear Spectral Mixture Analysis) và phân tích hỗn hợp phổ đa mẫu (MESMA-Multiple End-member Spectral Mixture Analysis) đã được chứng minh là phương pháp hữu hiệu được sử dụng để chiết xuất thông tin bề mặt không thấm từ các ảnh vệ

tin Landsat. Tuy nhiên, việc lựa chọn các thành phần mẫu đồng nhất phù hợp vẫn là thách thức lớn nhất trong phương pháp LSMA (Weng, 2008, Lu, 2011, Wu, 2003). Zadeh (1965) đã giới thiệu khái niệm phân loại mờ để mô tả và định lượng sự không chính xác. Phương pháp phân loại mờ đã thu hút được sự quan tâm ngày càng tăng đối với việc phân loại dưới điểm ảnh, và trong chiết tách thông tin bề mặt không thấm (Tang, 2007; Lizarazo, 2010; Hu, 2011; Cao, 2012). Phương pháp phân loại mờ tạo ra kết quả chính xác hơn so với phương pháp LSMA đối với khu vực có mật độ dân cư cao và mật độ dân cư thấp (Tang, 2007). Phương pháp phân loại fuzzy-SMA đã được đề xuất trong các nghiên cứu trước đó, trong đó giá trị trung bình mờ và hiệp phương sai mờ được lấy từ các mẫu giám định thông qua phân tích hỗn hợp phổ (SMA), trong khi giá trị các hằng số được sử dụng trong phân loại mờ truyền thống (Tang, 2007, Xinyu, 2014).

Ngoài ra, chỉ số IBI (Index Based Built-up Index) lấy từ ảnh Landsat được tính toán từ chỉ số SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index), MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index) và NDBI (Normalized Difference Built-up Index) (Linh, 2011). Chỉ số bề mặt không thấm ISI (Impervious Surface Index) được tính toán từ 4 kênh phổ của ảnh SPOT-5 (Pairman, 2010). Đây là một vài nghiên cứu tính toán chỉ số đất xây dựng và bề mặt không thấm trực tiếp từ ảnh nhưng độ chính xác phụ thuộc hoàn toàn vào ngưỡng được chọn để chiết tách được bề mặt không thấm. Do vậy phân loại hướng đối tượng KNN với vùng mẫu trực tiếp sẽ khắc phục được sự lựa chọn ngưỡng chưa hợp lý của các phương pháp nêu trên.

Trong nghiên cứu này, dữ liệu ảnh SPOT và Sentinel-2 được sử dụng để phân loại các lớp phủ đất bao gồm các bề mặt không thấm, thực vật, nước mặt và đất trống bằng thuật toán KNN (fuzzy K-Nearest Neighbors) và tính toán sự thay đổi bề mặt không thấm trong các giai đoạn ở thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam.

## 2. Khu vực nghiên cứu và dữ liệu sử dụng

### 2.1. Khu vực nghiên cứu

Thành phố Hồ Chí Minh nằm ở miền Nam của Việt Nam (10°46' vĩ độ Bắc và 106°42' kinh độ Đông) là trung tâm kinh tế, dịch vụ, du lịch, văn hoá và cảnh quan thiên nhiên. Đây là khu vực



các công cụ GIS. Toàn bộ quy trình thực nghiệm cho nghiên cứu này được thể hiện trong Hình 2.

### 3.1. Tiền xử lý ảnh

Hai ảnh SPOT-5 và một ảnh Sentinel-2 có độ phân giải không gian 10m đã được hiệu chỉnh khí quyển và chuẩn hóa ảnh do sự khác nhau về bộ cảm và thời gian chụp ảnh và nắn chỉnh về lưới chiếu UTM. Sau đó, chúng được cắt theo ranh giới của khu vực nghiên cứu (Hình 3). Các tấm ảnh đã được cắt này được nâng cao chất lượng bằng cách kéo giãn độ tương phản và sử dụng các phép lọc không gian để phục vụ cho việc phân loại thành bốn lớp đối tượng.

### 3.2. Phương pháp phân loại mờ người láng giềng gần nhất

Phương pháp phân loại mờ người láng giềng gần nhất (Fuzzy KNN) là phương pháp phân loại có giám định dùng để phân loại bề mặt không thấm, đây là một phương pháp tốt để phân lớp các lớp đối tượng bề mặt ở cấp độ pixel (Keller, 1985). Phân loại KNN có thể thực hiện cả phân loại cứng và mềm. KNN dùng tập hợp con của tất cả các dữ liệu mẫu để xác định một lớp của điểm ảnh hoặc các thành viên của một lớp. Trong phương pháp

phân loại mờ KNN tỷ lệ phần trăm của mỗi nhóm trong số k-láng giềng gần nhất được gán cho điểm ảnh như là một mức độ của thành viên đối với nhóm đó. Theo quy tắc phân loại mờ KNN, mức độ thành viên của mẫu kiểm tra  $x$  đến lớp  $c$  được tính như công thức (1).

$$\mu_i(x) = \frac{\sum_{j=1}^k \mu_{ij} d^2(x - x_j)}{\sum_{j=1}^k d^2(x - x_j)} \quad (1)$$

Trong đó  $i=1,2,3,\dots,C$  (số lớp cần phân loại), và  $j=1,2,3,\dots,k$  (số láng giềng gần nhất).  $\mu_{ij}$  là thành viên của mẫu  $x_j$  từ tập hợp mẫu đến lớp  $i$ , trong số  $k$  láng giềng gần nhất của  $x$ . Giá trị của  $k$  được giới hạn trong lớp dữ liệu mẫu nhỏ nhất (Zhu, 2005).

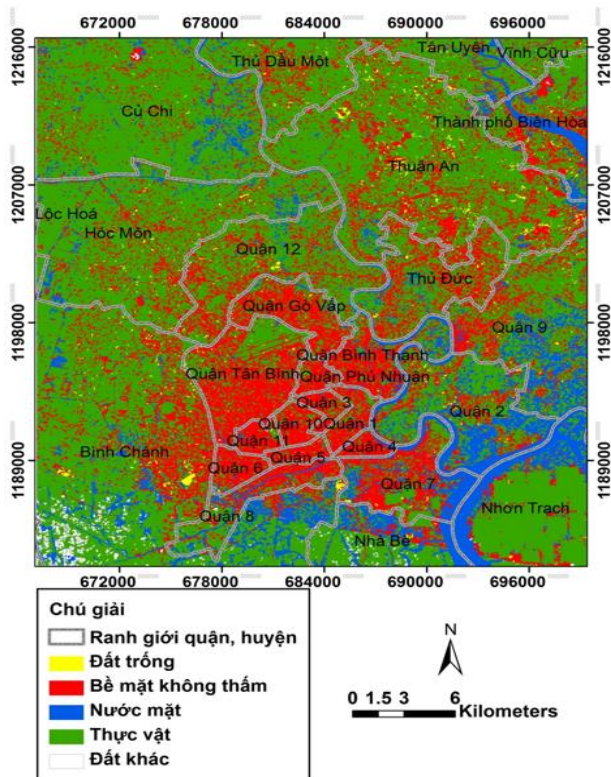
Để thu thập các vùng mẫu, chúng tôi sử dụng các chỉ số SI, SAVI, NDWI, và ISI để tham khảo. Trong quá trình chọn mẫu các ngưỡng đối với mỗi chỉ số được đưa ra đối với bề mặt không thấm và các lớp phủ khác. Các điểm ảnh với dải giá trị dữ liệu SI, SAVI, NDWI và ISI nằm trong ngưỡng được phân loại cho mỗi lớp, tương ứng bề mặt không thấm, thảm thực vật, đất trống, nước mặt và đất khác. Các khu vực bị mây che được bổ sung thông tin từ các bản đồ hiện trạng hoặc bản đồ lớp phủ bề mặt gần thời điểm chụp ảnh nhất (năm 2000, 2010 và 2015) vào kết quả phân loại ảnh.



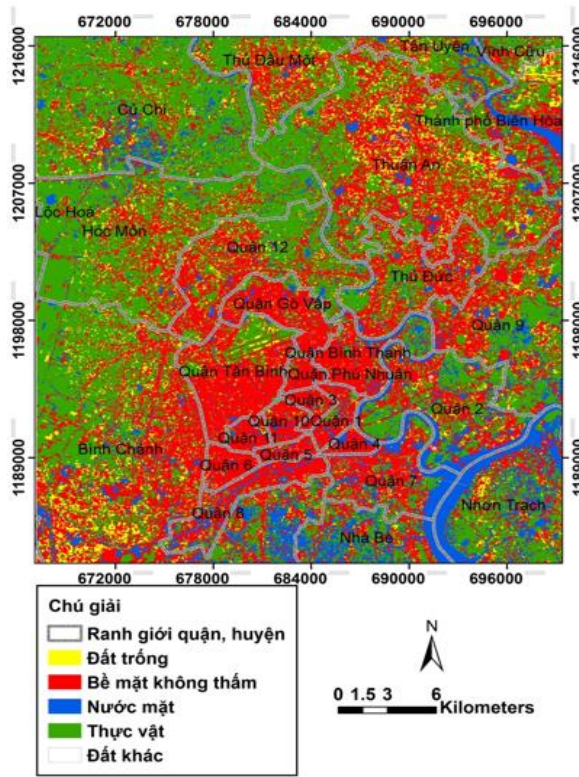
Hình 3. Ba ảnh cắt ở ba thời kỳ của khu vực nghiên cứu.

Bảng 2. Diện tích lớp phủ bề mặt được chiết xuất từ dữ liệu SPOT-5 và Sentinel-2.

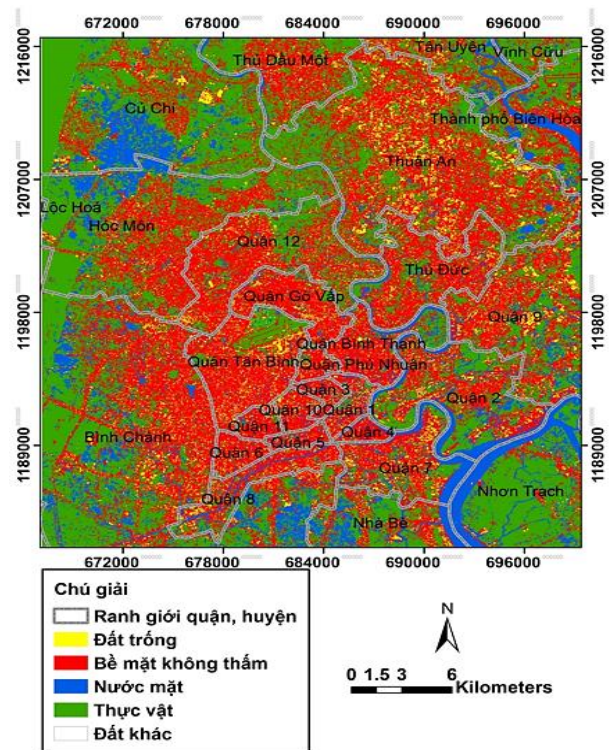
Lớp phủ	2002		2009		2016	
	Ha	%	Ha	%	Ha	%
Đất trống	903.68	0.78	8351.97	7.20	5007.94	4.32
Bề mặt không thấm	28773.85	24.81	43890.6	37.85	48256.55	41.61
Nước mặt	14411.21	12.43	14285.69	12.32	15209.8	13.12
Thực vật	70935.38	61.17	49047.62	42.29	47401.21	40.87
Đối tượng khác	945.8	0.82	394.04	0.34	94.42	0.08



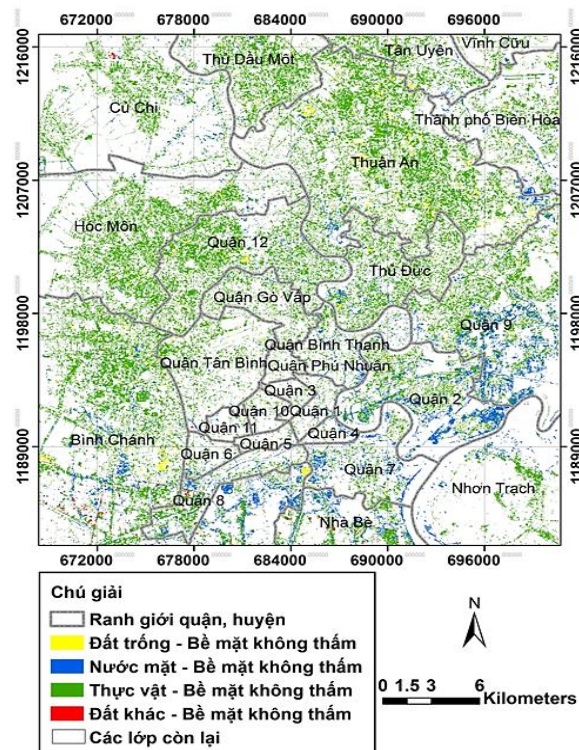
Hình 4. Bản đồ lớp phủ bề mặt và bề mặt không thấm năm 2002.



Hình 5. Bản đồ lớp phủ bề mặt và bề mặt không thấm năm 2009.



Hình 6. Bản đồ lớp phủ bề mặt và bề mặt không thấm năm 2016.



Hình 7. Bản đồ lớp phủ mặt đất chuyển đổi sang bề mặt không thấm từ năm 2002 đến 2016.

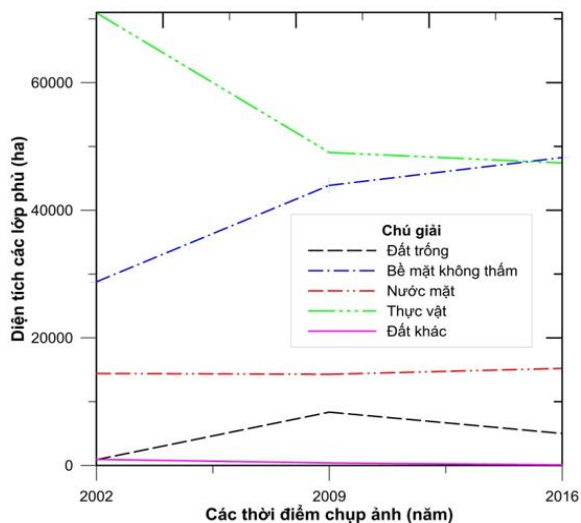
#### 4. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

Từ dữ liệu SPOT-5 và Sentinel-2 khu vực thành phố Hồ Chí Minh, phương pháp phân loại mờ KNN được sử dụng để phân loại các lớp phủ phục vụ thành lập bản đồ các lớp phủ bề mặt vào năm 2002, 2009 và 2016 (Hình 4, 5 và 6).

Theo những bản đồ lớp phủ bề mặt này, diện tích nước mặt, thực vật, đất trống và bề mặt không thấm được tính toán và đưa ra trong Bảng 2. Các kết quả này cho thấy diện tích bề mặt không thấm tăng dần (28773,85 ha (24,81%), 43890,6 ha (37,85%) và 48256,55 ha (41,61%) trong năm 2002, 2009 và 2016). Trong khi đó, diện tích thực vật giảm từ 70935,38 ha (61,17%) xuống 47401,21 ha (40,87%) trong giai đoạn 2002 - 2016 như thể hiện trong Hình 8.

Độ chính xác của kết quả phân loại theo thuật toán KNN nhận được bao gồm độ chính xác toàn bộ và chỉ số Kappa lần lượt (0.84; 0.78), (0.82; 0.81), và (0.87,0.83) cho ảnh đã phân loại các năm 2002, 2009, và 2016. Các chỉ số Kappa này được tính toán trong quá trình đánh giá độ chính xác kết quả phân loại dựa vào các vùng mẫu kiểm tra lấy từ ba bản đồ hiện trạng hoặc bản đồ lớp phủ bề mặt gần thời điểm chụp ảnh nhất (năm 2000, 2010 và 2015). Theo các kết quả đánh giá này, các bản đồ lớp phủ bề mặt xây dựng từ các kết quả phân loại có thể đảm bảo để phân tích các biến động của bề mặt không thấm trong các giai đoạn mà ảnh vệ tinh đã cung cấp.

Dựa vào bản đồ lớp phủ bề mặt các năm 2002



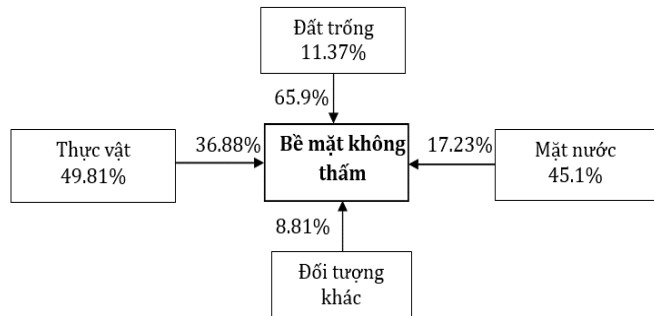
Hình 8. Sự thay đổi diện tích của lớp phủ bề mặt và bề mặt không thấm.

và 2016, phần mềm GIS được sử dụng để chồng xếp nhằm xây dựng được bản đồ thay đổi bề mặt không thấm nước. Bản đồ này cho thấy các lớp bổ sung như: “Nước mặt - Bề mặt không thấm”, “Đất trống - Bề mặt không thấm”, “Thực vật - Bề mặt không thấm”, và “Đối tượng khác - Bề mặt không thấm”. Mỗi lớp thay đổi được sử dụng một màu khác nhau để phân biệt giữa lớp này và lớp khác (Hình 7).

Từ Hình 8, ta thấy đã có rất nhiều sự biến động trong số các loại lớp phủ mặt đất từ năm 2002 đến năm 2016, nhưng chúng ta chỉ quan tâm tới diện tích bề mặt không thấm tăng lên do sự thay đổi từ thực vật, mặt nước, đất trống và các loại khác. Sự thay đổi thực vật, đất trống, mặt nước và các đối tượng khác tương ứng với diện tích bề mặt không thấm tăng khoảng 36,88% tổng diện tích thực vật, 65,93% tổng diện tích đất trống, 17,23% tổng diện tích mặt nước và 8,81% tổng diện tích các loại khác (Hình 9). Điều này có nghĩa là sự thay đổi từ thực vật sang bề mặt không thấm là sự thay đổi lớn nhất trong quá trình đô thị hóa ở khu vực Thành phố Hồ Chí Minh. Có thể giải thích điều này rằng do chính sách quy hoạch sử dụng đất cho đô thị trong giai đoạn này là chuyển đổi đất nông nghiệp sang các loại hình sử dụng đất khác.

#### 5. Kết luận

Trong nghiên cứu này, hai ảnh vệ tinh SPOT-5 và một ảnh Sentinel-2 thu được trong các năm 2002, 2009 và 2016 đã được sử dụng để chiết tách



Hình 9. Tỷ lệ phần trăm các lớp phủ bề mặt chuyển thành bề mặt không thấm giai đoạn 2002 - 2016.

các lớp phủ mặt đất bao gồm thực vật, đất trống, nước mặt và bề mặt không thấm. Để thực hiện nhiệm vụ này, phương pháp phân loại KNN được sử dụng để xây dựng ba bản đồ lớp phủ bề mặt ở ba thời điểm. Kết quả cho thấy diện tích bề mặt không thấm tăng từ 28773,85 ha lên 48256,55 (16,8% tổng diện tích toàn thành phố), nhưng diện tích thảm thực vật giảm do quá trình đô thị hóa (20,3% tổng diện tích toàn thành phố). Dựa vào bản đồ biến động lớp phủ bề mặt giữa năm 2002 và năm 2016 cho thấy 2615,86 ha (36,88%) tổng diện tích thực vật đã được chuyển đổi thành bề mặt không thấm. Sự chuyển đổi từ lớp thực vật sang bề mặt không thấm xảy ra ở các khu vực ven đô thị (vùng gần ranh giới giữa các quận và huyện của Thành phố Hồ Chí Minh) Những thay đổi về lớp phủ mặt đất này cho thấy xu hướng chuyển đổi mục đích sử dụng đất do chính sách quy hoạch sử dụng đất trong quá trình đô thị hóa của Thành phố Hồ Chí Minh.

#### Lời cảm ơn

Các tác giả xin cảm ơn Cơ quan hàng không Vũ trụ châu Âu đã cung cấp dữ liệu ảnh Sentinel-2 và Cục Viễn thám Quốc gia thuộc Bộ Tài nguyên và Môi trường đã cung cấp dữ liệu ảnh SPOT-5. Tác giả cũng xin cảm ơn Tổng cục đất đai của Bộ Tài nguyên và Môi trường đã cung cấp bản đồ hiện trạng sử dụng đất của khu vực nghiên cứu.

#### Tài liệu tham khảo

- Arnold, C. L., and Gibbons, C. J., 1996. Impervious surface coverage: the emergence of a key environmental indicator. *Journal of the American Planning Association* 62(2), 243-258.
- Cao, L., Li, P., Zhang, L., and Xu, X., 2012. Estimating Impervious Surfaces Using the Fuzzy ARTMAP. *Geomatics and Information Science of Wuhan University* 37(10), 1236-1239.
- Hanqiu, X., 2006. Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water feature in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* 27(14), 3025-3033.
- Hu, X. F., and Weng, Q. H., 2011. Impervious surface area extraction from IKONOS imagery using an object-based fuzzy method. *Geocarto International* 26(1), 3-20.
- Huete, A., Justice, C., and Liu, H., 1994. Development of Vegetation and Soil Indexes for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment* 49(3), 224-234.
- Keller, J. M., Gray, M. R., and Givens, J. A., 1985. A Fuzzy K-Nearest Neighbor Algorithm. *IEEE Transactions On Systems Man and Cybernetics* 15(4), 580-585.
- Lizarazo, I., 2010. Fuzzy image regions for estimation of impervious surface areas. *Remote Sensing Letters* 1(1), 19-27.
- Lu, D., Li, G., Kuang, W., and Moran E., 2013. Methods to extract impervious surface areas from satellite images. *International Journal of Digital Earth* 7(2), 93-112.
- Lu, D., Moran, E., and Hetrick, S., 2011. Detection of impervious surface change with multitemporal Landsat images in an urban-rural frontier. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 66(3), 298-306.
- Lu, D., and Weng, Q., 2004. Spectral mixture analysis of the urban landscape in Indianapolis city with Landsat ETM+ imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 70(9), 1053-1062.
- Oanh, L., Bloemhof-Ruwaard J. M., Van Buuren J.C., Van der Vorst J.G., and Rulkens, W.H., 2015. Modelling and evaluating municipal solid waste management strategies in a mega-city: The case of Ho Chi Minh City. *Waste Management & Research* 33(4), 370-380
- Pairman, D., McNeill, S., and Belliss, S., 2010. Impervious Surface Mapping for the Auckland Region. Prepared by Landcare Research for Auckland Regional Council. *Auckland Regional Council Technical Report* 2010/037.
- Quintano, C., Fernández-Manso, A., Shimabukuro, Y.E., and Pereira, G., 2012. Spectral unmixing. *International Journal of Remote Sensing* 33(17), 5307-5340.
- Schueler, R. T., 1994. The importance of imperviousness. *Watershed Protection Techniques* 1, 100-111.
- Tang, J., Wang, L., and Myint, S. W., 2007. Improving urban classification through fuzzy

- supervised classification and spectral mixture analysis. *International Journal of Remote Sensing* 28(18), 4047-4063.
- Weng, Q. H., and Lu, D. S., 2008. A sub-pixel analysis of urbanization effect on land surface temperature and its interplay with impervious surface and vegetation coverage in Indianapolis, United States. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 10(1), 68-83.
- Weng, Q., and Hu, X., 2008. Medium spatial resolution satellite imagery for estimating and mapping urban impervious surfaces using LSMA and ANN. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing* 46(8), 2397-2406.
- Weng, Q.H., 2012. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. *Remote Sensing of Environment* 117, 34-49.
- Wu, C., Murray, A. T., 2003. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sensing of Environment* 84(4), 493-505.
- Xinyu Z., Zhoulu, Y., Weijiu, A., Youfu, W., Amir, R. T., Shucheng, Y., Jinsong, D., Ke, W., 2014. Rural impervious surfaces extraction from Landsat 8 imagery and rural impervious surface index. *Proc. SPIE. 9260, Land Surface Remote Sensing II 926030*.
- Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy Sets. *Information and Control* 8(3), 338.
- Zhu, H.W., and Basir, O., 2005. An adaptive fuzzy evidential nearest neighbor formulation for classifying remote sensing images. *IEEE Transactions On Geoscience and Remote Sensing* 43(8), 1874-1889.

## ABSTRACT

### Detection of the impervious surfaces expansion using SPOT-5 and Sentinel-2 data: a case study in Ho Chi Minh city

Tung Van Pham <sup>1</sup>, Trung Van Nguyen <sup>2</sup>, Long Huu Nguyen <sup>3</sup>, Hung Duc Nguyen <sup>4</sup>

<sup>1</sup> University of Natural Resources and Environment of Ho Chi Minh City, Vietnam

<sup>2</sup> University of Mining and Geology, Vietnam

<sup>3</sup> Dong Thap University, Vietnam

<sup>4</sup> Department of Natural resources and Environment of Thai Binh Province, Vietnam

Ho Chi Minh city is known as a quick urbanization area of Vietnam. Meanwhile, impervious surfaces to be known as the key to identify the urbanization and urban sustainable development as well as planning of natural resources. Using satellite data for detecting the impervious surfaces expansion is effective method and assurance of reliability for large areas. In this study, temporal SPOT-5 and Sentinel-2 data acquired in 2002, 2009 and 2016 were classified for four classes including open water, vegetation, barren and impervious surface area using KNN classifier algorithm by eCognition software. Results of the study showed that information of the impervious surfaces can determine the urban area expansion. In particular, the impervious surfaces area of Ho chi Minh City, Vietnam increased rapidly between 2002 and 2016. The results showed that 2615.86 ha (36.88%) of total vegetation area was converted to impervious surfaces area. The extraction of the impervious surfaces using remote sensing data is to provide valuable information to the local city planners for understanding the impacts of urban planning policy to urban sustainable development.