

УДК 004.932.72'1

В.В. ГНАТУШЕНКО, Я.І. ШЕДЛОВСЬКА
Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

ТЕМАТИЧНА КЛАСИФІКАЦІЯ СУПУТНИКОВИХ ЗНІМКІВ ВИСОКОЇ ПРОСТОРОВОЇ РОЗДІЛЬНОЇ ЗДАТНОСТІ

Робота присвячена розробці алгоритму автоматизованої класифікації супутникових знімків високої просторової роздільної здатності, отриманих супутниками WorldView-2 та WorldView-3. Запропонований алгоритм базується на об'єктно-орієнтованому підході до обробки зображень та нечіткому логічному виведенні. Алгоритм дозволяє врахувати властивості кожного типу об'єктів земної поверхні. Наявність мультиспектральних каналів дає можливість використання спектральної інформації про об'єкти зображення. Результатом є отримання з супутникових даних тематичної карти земної поверхні. Найкращі показники було досягнуто при застосуванні на етапі сегментації методу Multiresolution.

Ключові слова: супутникові знімки, класифікація, сегментація, об'єктно-орієнтований підхід, система нечіткого виведення, ідентифікація об'єктів.

В.В. ГНАТУШЕНКО, Я.И. ШЕДЛОВСКАЯ
Днепропетровский национальный университет имени Олеся Гончара

ТЕМАТИЧЕСКАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ СПУТНИКОВЫХ СНИМКОВ ВЫСОКОГО ПРОСТРАНСТВЕННОГО РАЗРЕШЕНИЯ

Робота посвящена разработке алгоритма автоматизированной классификации спутниковых снимков высокого пространственного разрешения, полученных спутниками WorldView-2 и WorldView-3. Предложенный алгоритм базируется на объектно-ориентированном подходе к обработке изображений и нечетком логическом выводе. Алгоритм позволяет учесть свойства каждого типа объектов земной поверхности. Наличие мультиспектральных каналов дает возможность использования спектральной информации об объектах изображения. Результатом является получение тематической карты земной поверхности. Лучшие показатели были достигнуты при применении на этапе сегментации метода Multiresolution.

Ключевые слова: спутниковые снимки, классификация, сегментация, объектно-ориентированный подход, система нечеткого вывода, идентификация объектов.

V.V. HNATUSHENKO, Y.I. SHEDLOVSKA
Oles Honchar Dnipro National University

THEMATIC CLASSIFICATION OF THE HIGH RESOLUTION SATELLITE IMAGES

In this paper we present an algorithm for automatic classification of high (HR) and very high resolution (VHR) images obtained by the WorldView-2 and the WorldView-3 satellites. Our classification algorithm is based on the object-based approach to image processing and fuzzy logic inference. Our algorithm allows taking into account the properties of each type of surface objects and ground cover. The multispectral channels of an image allow one to use spectral information about objects. The aim of this work is to obtain thematic maps from input satellite data and to investigate different segmentation methods. The object-based approach is one of the most efficient means of satellite image analysis. It is particularly convenient for very high resolution image processing. Its main advantage is its ability to deal with groups of pixels called objects or segments rather than with individual pixels. Working with image objects, it is possible to use such characteristics as shape, size, texture, spatial orientation, and others. The way to obtain image objects for analysis is image segmentation, which is the key step of the algorithm. The classification accuracy depends on the result of segmentation, so the choice of the appropriate segmentation method is an important problem. To decide on the image object class, a fuzzy inference system was built. In the fuzzy inference system, fuzzy logic operators are used. The rules of the fuzzy knowledge base were formulated according to the physical properties of different classes of objects. Vectors of image object features were taken as the input of the fuzzy inference system. Generally, satellite images contain typical classes of objects and land cover. We distinguished such classes: the trees, the grass, the buildings, the roads, the ground, and the water. We investigated tree segmentation methods: the mean-shift segmentation, the multiresolution segmentation, and the segmentation method based on the K – means clustering. The algorithm showed good results in terms of the Kappa index and overall accuracy assessment. The highest accuracy was achieved using the multiresolution segmentation method at the segmentation step.

Keywords: satellite imagery, classification, segmentation, object-based approach, fuzzy inference system, object identification.

Постановка проблеми

На теперішній час на навколоземній орбіті обертається багато супутників, які постійно передають на Землю інформацію у вигляді багатоканальних цифрових знімків. Наприклад, супутник WorldView-3 здатен за добу зробити знімки земної поверхні площею до 680000 квадратних кілометрів, а WorldView-2 до одного мільйона квадратних кілометрів. Такий величезний обсяг даних, що передається на Землю, потребує швидкої та якісної обробки для своєчасного вилучення корисної інформації. Виникає потреба автоматизованої обробки супутникових знімків [1, 2].

Найбільш актуальними задачами обробки даних дистанційного зондування (ДЗЗ) є класифікація супутникових знімків та ідентифікація об'єктів. Задача ідентифікації полягає у знаходженні на супутниковому знімку окремих об'єктів, або груп об'єктів, одного типу. Задачею класифікації зображення є отримання тематичної карти земної поверхні. Задача класифікації зображення полягає у тому, що кожний з пікселів зображення, представлений вектором значень пікселя x_{ij} у N спектральних каналах, відноситься до одного з класів. Як правило, класи визначаються заздалегідь і відповідають різним типам об'єктів земної поверхні. Задачі класифікації та ідентифікації об'єктів тісно пов'язані між собою, оскільки для отримання тематичної карти місцевості, що зображена знімку, необхідно виконати точну ідентифікацію всіх типів об'єктів, присутніх на знімках.

Мета дослідження

Метою роботи є розробка ефективного алгоритму для тематичної класифікації знімків високої просторової роздільної здатності. Також, необхідно з'ясувати, які методи сегментації найбільш підходять для застосування у алгоритмі класифікації супутникових знімків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Багато алгоритмів класифікації були розроблені для класифікації знімків, отриманих такими супутниками, як Landsat, WorldView-1, GeoEye, Ikonos. Також, було розроблено багато методів для ідентифікації об'єктів певного типу [1–3]. На сьогодні, одним з найефективніших засобів класифікації та аналізу супутникових знімків високої просторової роздільної здатності є об'єктно-орієнтований підхід [4]. На відміну від піксельно-орієнтованого підходу, у ході обробки зображення аналізуються не окремі пікселі, а окремі групи пікселів, т. з. об'єкти, або сегменти, отримані у наслідок сегментації зображення. При такому підході в якості властивостей зображення, що будуть використовуватися при класифікації, можуть виступати не тільки вектори значень окремих пікселів, а також властивості об'єктів. Можуть бути використані статистичні, просторові, геометричні, спектральні та текстурні властивості [5]. У роботі [6], було запропоновано об'єктно-орієнтований алгоритм класифікації знімків, отриманих супутником Landsat TM. У [7] об'єктно-орієнтований підхід застосовувався для ідентифікації доріг на супутникових знімках, отриманих WorldView-2 та IKONOS. У підході було застосовано різні властивості об'єктів зображення, нечітка логіка та мурашковий алгоритм оптимізації. Ще один розповсюджений підхід до класифікації супутникових знімків — це класифікація за допомогою згорткових нейронних мереж. Вони застосовуються як для категоризації зображення, так і для створення тематичних карт земної поверхні [8].

Викладення основного матеріалу дослідження

У роботі було розроблено автоматизований алгоритм класифікації супутникових знімків високої та надвисокої просторової роздільної здатності. Супутникові знімки, отримані супутниками WorldView-2 та WorldView-3 (рис. 1), мають просторову роздільну здатність 1,84 м та 1,24 м у мультиспектральних каналах та 46 см та 31 см у панхроматичних каналах відповідно. Надвисока просторова роздільна здатність дозволяє більш якісно ідентифікувати границі об'єктів на земній поверхні. Зазвичай на супутникових знімках присутні декілька розповсюджених класів об'єктів та земного покриття, таких як рослинність, вода, ґрунт, будівлі, тіні та дороги. Ці об'єкти можуть бути семантично описані, виходячи з їх фізичних характеристик. Об'єктно-орієнтований підхід дозволяє врахувати властивості, притаманні різним типам об'єктів та поверхонь. Наявність мультиспектральних каналів дає можливість використовувати спектральну інформацію про об'єкти на знімках. Алгоритм складається з наступних, типових для об'єктно-орієнтованого підходу етапів:

Попередня обробка знімка. На цьому етапі було виконано радіометричну корекцію та підвищення просторової роздільної здатності вхідних даних. Для підвищення просторової роздільної здатності виконано злиття 8 мультиспектральних каналів з панхроматичним каналом. Для цього було застосовано алгоритм, запропонований у [9].

Сегментація знімка. На етапі сегментації зображення розбивається на однорідні за спектральними характеристиками області (сегменти), таким чином отримуються об'єкти для подальшого аналізу. Сегментація зображення є ключовим етапом обробки зображення, що впливає на подальший розрахунок властивостей об'єктів зображення та точність класифікації. У запропонованому алгоритмі на етапі сегментації використано наступні методи: Mean-shift (рис. 2), Multiresolution segmentation (рис. 3), та K-means (рис. 4). Також застосовано процедуру покращення сегментації. Вона полягає в усуненні занадто малих сегментів зображення, шляхом злиття з сусідніми сегментами, схожими за спектральними характеристиками.



Рис. 1. Початкове супутникове зображення, отримане супутником WorldView-3



Рис. 2. Результат сегментації зображення методом Multiresolution segmentation

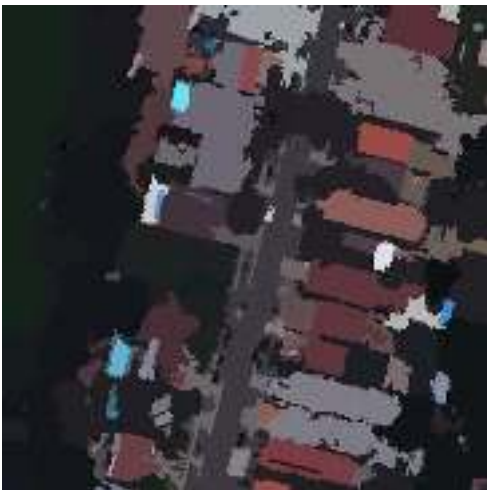


Рис. 3. Результат сегментації зображення методом Mean-shift



Рис. 4. Результат сегментації зображення методом K-means

Розрахунок властивостей сегментів. У багатьох задачах, пов'язаних з обробкою цифрових зображень, виникає потреба опису зображень за їх властивостями. Властивості об'єкта – це його якісні та кількісні характеристики. У різних задачах один й той самий об'єкт може описуватися різними множинами ознак. Вибір властивостей, що описують зображення або окремий об'єкт на зображенні, залежить від поставленої задачі. У нашій роботі об'єкти зображення подаються векторами їх властивостей [10].

Для класифікації сегментів супутникових зображень необхідно обчислити їх властивості. Властивості, використані в нашому алгоритмі, можна поділити на наступні групи:

1) *Геометричні властивості об'єктів.* Геометричні властивості описують форму об'єкта (сегмента), вони розраховуються по пікселям, що належать до об'єкта.

Розмір об'єкта – це число пікселів, що формують об'єкт.

Площа об'єкта може бути обчислена за кількістю пікселів, якщо відома просторова роздільна здатність знімка. Якщо інформація про знімок відсутня, площа пікселя приймається за 1, площа об'єкта дорівнює кількості пікселів.

$$A_k = P_k \cdot u^2, \quad (1)$$

де A_k – площа об'єкта, P_k – кількість пікселів, k – кількість сегментів зображення, що формують об'єкт, u^2 – розмір пікселя у одиницях вимірювання відстані на знімку.

Довжина границі об'єкта – кількість пікселів, що лежать на границі об'єкта. Границя об'єкта характеризує його форму.

Компактність об'єкта – чисельна величина, яка відображує ступінь компактності фігури. Ми застосували загальновідому формулу для визначення компактності [11–13]:

$$C_{IPQ} = \frac{2\pi A_k}{b_k} \quad (2)$$

де b_k – довжина границі об'єкта.

Діапазон значень: $C_{IPQ} \in (0, 1]$. Чим більше значення C_{IPQ} , тим компактніша фігура.

Прямокутність об'єкта – властивість, яка показує наскільки форма об'єкта відповідає прямокутнику. Для того, щоб обчислити ступінь прямокутності об'єкта, було побудовано його мінімальний обмежуючий прямокутник. Програмна реалізація побудови обмежуючого прямокутника базується на алгоритмі, представленою в [14].

Довжина об'єкта. За довжину об'єкта було взято довжину більшої сторони обмежуючого прямокутника.

Ширина об'єкта. За ширину об'єкта було взято довжину меншої сторони обмежуючого прямокутника.

Відношення ширини об'єкта до довжини об'єкта характеризує наскільки об'єкт витягнутий.

2) *Просторові властивості об'єктів*.

Просторові властивості описують розташування об'єктів зображення, наявність спільної границі між сегментами. Для обчислення просторових властивостей було побудовано матрицю суміжності M сегментів зображення. Розмір матриці k на k , де k – кількість сегментів зображення. Елемент матриці M_{ij} містить довжину спільної границі між i та j об'єктами зображення.

Наявність спільної границі – показує, чи межують сегменти між собою.

Довжина спільної границі – показує довжину спільної границі між двома сусідніми сегментами.

3) *Спектральні властивості об'єктів*.

У якості спектральних властивостей сегментів були розраховані значення спектральних індексів, що дозволяють точно ідентифікувати рослинність, тіні та воду.

NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) – нормалізований відносний індекс рослинності, відображає кількість рослинної біомаси, здатної до фотосинтезу [15].

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}, \quad (3)$$

де *NIR* – відбиття світла у ближній інфрачервоній ділянці спектра, а *RED* – відбиття у червоній області спектра, відповідно 8 та 5 канали для знімків, отриманих супутниками WorldView-2 та WorldView-3. Індекс приймає значення від -1 до 1 . Для рослинності *NDVI* приймає позитивні значення, чим більше рослинної біомаси, тим він вищий. Густій рослинності відповідають значення *NDVI* від $0,7$ до 1 , а розрідженій рослинності значення від $0,5$ до $0,7$.

NDWI (Normalized Difference Water Index) – спектральний індекс для ідентифікації водних поверхонь [16–17]:

$$NDWI = \frac{GREEN - NIR}{GREEN + NIR} \quad (4)$$

де *GREEN* – відбиття у зеленій ділянці спектра, відповідно 8 та 3 канали для знімків, отриманих супутниками WorldView-2 та WorldView-3. Індекс приймає значення від -1 до 1 , водні поверхні характеризуються позитивними значеннями *NDWI*.

NSVDI (Normalized Saturation-Intensity Difference Index) – нормалізований індекс ідентифікації тіні:

$$NSVDI = \frac{S - V}{S + V}, \quad (5)$$

де *S* – насиченість зображення, *V* – яскравість. Щоб отримати компоненти зображення *S* та *V*, воно трансформується з кольорової моделі *RGB* у кольорову модель *HSV* [18]. *NSVDI* приймає значення від -1 до 1 , тінюві ділянки мають високі значення індексу.

Яскравість об'єкта – значення яскравості сегмента у кольоровій моделі *HSV* (компонента *V*).

Насиченість об'єкта – значення насиченості сегмента у кольоровій моделі *HSV* (компонента *S*).

Колір об'єкта – значення кольору сегмента у кольоровій моделі *HSV* (компонента *H*).

4) *Статистичні властивості об'єктів.*

Середнє значення пікселів об'єкта розраховується по усім пікселям, що належать k -ому сегменту зображення. Розраховується окремо для кожного каналу зображення:

$$\mu(k) = \frac{\sum_{i=1}^{N_k} x_i}{N_k}, \tag{6}$$

де N_k – кількість пікселів у k -ому сегменті, x_i – значення i -ого пікселя сегмента.

Середньоквадратичне відхилення пікселів об'єкта розраховується по усім пікселям, що належать k -ому сегменту зображення. Розраховується окремо у кожному каналі зображення:

$$\sigma(k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_k} x_i^2}{N_k} - (\mu(k))^2}, \tag{7}$$

де N_k – кількість пікселів у k -ому сегменті, x_i – значення i -ого пікселя сегмента.

5) *Текстурні властивості об'єктів.*

Контури зображення є однією з текстурних властивостей [19]. Контури відображують різкі просторові зміни в значеннях пікселів, що зазвичай відповідають фізичним границям на знімку. Для знаходження контурів зображення, використовуються градієнтні фільтри.

Яскравість контурів на границі сегмента було використано як текстурну властивість зображення.

Класифікація зображення.

На етапі класифікації зображення, об'єкти отримані в результаті сегментації відносяться до одного з наступних класів об'єктів: будівлі, дороги, дерева, трав'яне покриття, ґрунт, вода, тіні. Для класифікації супутникових знімків було використано систему нечіткого логічного виведення [6–7]. У системах нечіткого логічного виведення, рішення про клас об'єкта приймається на основі нечіткої бази знань та операцій нечіткої логіки. Правила у нечіткій базі знань були сформовані з врахуванням фізичних особливостей кожного класу. Вектори властивостей сегментів було взято за вхідну інформацію для системи нечіткого виведення. Для цього були розраховані властивості об'єктів зображення, отриманих на етапі сегментації.

Нечітке логічне виведення – це апроксимація залежності "вхід-вихід" $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ на основі нечіткої бази знань та операцій над нечіткими множинами [20]. Задача класифікації, полягає у відображенні типу:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \rightarrow Y = (d_1, d_2, \dots, d_m), \tag{8}$$

де $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор інформативних властивостей, $\{d_1, d_2, \dots, d_m\}$ – наперед задані класи.

Класифікація на основі нечіткого логічного виводу виконується по нечіткій базі знань. У роботі було використано наступну множину класів $y = \{\text{"будівлі"}, \text{"дороги"}, \text{"тіні"}, \text{"трава"}, \text{"дерева"}, \text{"ґрунт"}, \text{"вода"}\}$. За допомогою операцій нечіткої логіки, чіткі вхідні дані перетворюються на нечіткі змінні. Функції належності вхідних і вихідних змінних було побудовано з врахуванням особливостей кожного класу.

Об'єкти, що відносяться до класів рослин та води, найбільш легко ідентифікувати завдяки присутності в інфрачервоному каналі NIR (Near Infrared). Більш складною задачею є ідентифікація доріг та будинків, через те, що вони мають схожі спектральні властивості матеріалів, з яких вони виготовлені. Особливо ця проблема актуальна для густо забудованих місцевостей. Для ідентифікації будинків та доріг застосовуються геометричні властивості та контекстна інформація про розташування поблизу об'єктів інших класів. Тому класифікацію було виконано у декілька етапів. Таку схему було обрано для того, щоб при ідентифікації будинків та доріг можливо було врахувати наявність тіней та рослинності по сусідству.

Результати роботи алгоритму подано на рис. 5–8.

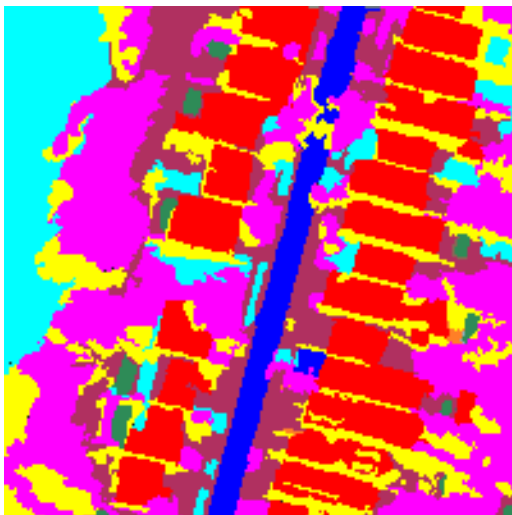


Рис. 5. Еталонне зображення

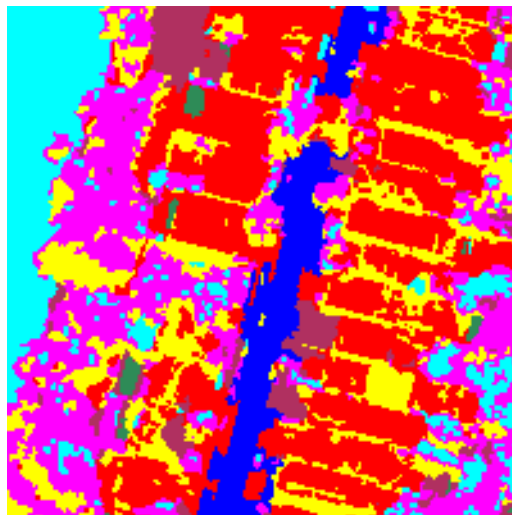


Рис. 6. Результат класифікації після застосування на етапі сегментації методу Mean - shift

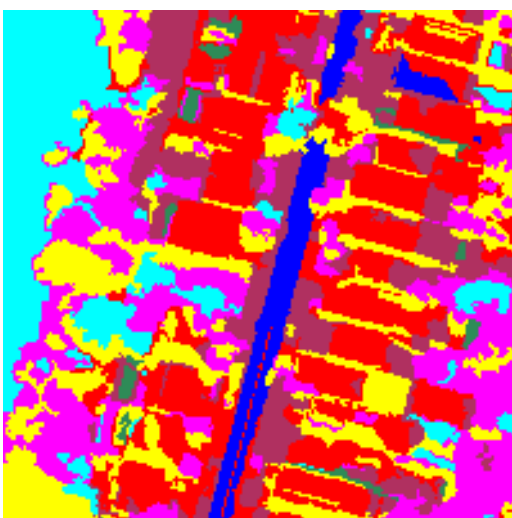


Рис. 7. Результат класифікації після застосування на етапі сегментації методу Multiresolution Segmentation

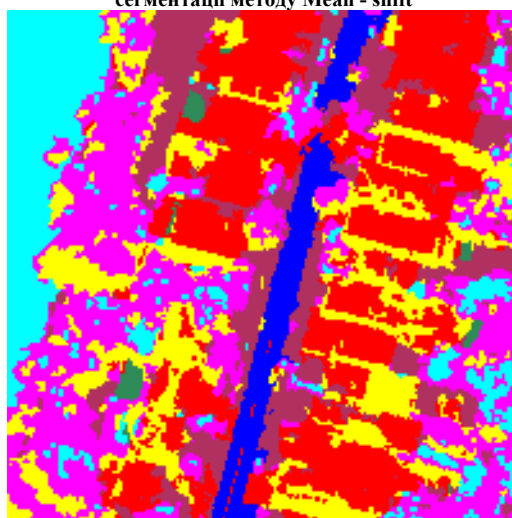


Рис. 8. Результат класифікації після застосування на етапі сегментації методу K-means

Висновки

В роботі розроблено алгоритм автоматизованої класифікації супутникових знімків високої та надвисокої просторової роздільної здатності, отриманих супутниками WorldView-2 та WorldView-3. У результаті роботи алгоритму було отримано тематичні карти земної поверхні, на яких виділено основні класи об'єктів: дерева, трава, будівлі, дороги, ґрунт та вода. Класифіковані зображення були отримані із застосуванням на етапі сегментації наступні методів: Mean-shift (рис. 6), Multiresolution Segmentation (рис. 7) та K-means (рис. 8).

Для того, щоб оцінити точність алгоритму класифікації, необхідно визначити, наскільки точно класи об'єктів на знімку відповідають реальним класам об'єктів на земній поверхні. Для цього класифіковане зображення порівнюється з заздалегідь правильною картою класів. Карта класів зветься еталонним зображенням та найчастіше отримується шляхом ручної розмітки (рис. 5).

Ми застосовували статистичні показники для оцінки точності класифікації. За результатами класифікації складається *матриця похибок* – таблиця, яка показує похибка класифікації для кожного класу та похибки, пов'язані з невірною класифікацією. Результати роботи алгоритму показали високу якість класифікації за Каппа-статистикою та за загальною точністю. На оброблюваному знімку, отриманому супутником WorldView-3 (рис. 1), найкращі показники було досягнуто при застосуванні на етапі сегментації методу Multiresolution Segmentation.

Список використаної літератури.

1. Jin X. Automated Building Extraction from High-Resolution Satellite Imagery in Urban Areas Using Structural, Contextual, and Spectral Information / X. Jin, C. H. Davis // EURASIP Journal on Applied Signal Processing. – 2005. – Vol. 14. – P. 2196-2206.

2. Dyakonova S.V. Approach to the Problem of Automated Detection of Buildings on Satellite Images / S.V. Dyakonova, Y.P. Zaychenko // *Visnyk of NTUU "KPI" Informatics, Operation and Computer Science.* – 2013. – № 58. – P. 51–55.
3. Koc San. Building Extraction from High Resolution Satellite Images Using Hough Transform / Koc San and M. Turker // *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science.* – 2010. – Vol. XXXVIII. – Part 8. – P. 1063-1068.
4. A Comparison of Pixel-Based and Object-Oriented Approaches to VHR Imagery for Mapping Saltmarsh Plants / Z.-T. Ouyang, M.-Q. Zhang, X. Xie, Q. Shen, H.-Q. Guo, B. Zhao // *Ecological Informatics.* – 2011. – Vol. 6. – I. 2. – P. 136-146.
5. Jabari S. Very High Resolution Satellite Image Classification Using Fuzzy Rule-Based Systems / S. Jabari, Y. Zhang // *Algorithms.* – 2013. – № 6. – P. 762-781. – DOI:10.3390/a6040762.
6. Tamta K. Object-Oriented Approach of Information Extraction from High Resolution Satellite Imagery / K. Tamta, H.S. Bhadauria, A.S. Bhadauria // *IOSR Journal of Computer Engineering.* – 2015. – Vol. 17. – Issue 3. – P. 47-52.
7. Maboudi M. Integrating Fuzzy Object Based Image Analysis and Ant Colony Optimization for Road Extraction from Remotely Sensed Images / M. Maboudi, J. Amini, S. Malihi, M. Hahn // *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing.* – 2018. – № 138. – P. 151-163.
8. Maggiori E. Convolutional Neural Networks for Large-Scale Remote-Sensing Image Classification / E. Maggiori, Y. Tarabalka, G. Charpiat, P. Alliez // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing.* – 2017. – Issue 2. – Vol. 55. – P. 645-657.
9. Kashtan V.J. Processing Technology of Multispectral Remote Sensing Images / V.J. Kashtan, V.V. Hnatushenko, Ya. I. Shedlovska // *Proceedings of the International Young Scientists Forum on Applied Physics (October, 16–20, 2017, Lviv).* – Lviv, 2017. – P. 355-358. – DOI: 10.1109/YSF.2017.8126673.
10. Макаров А.О. Быстрые алгоритмы вычисления признаков на цифровых изображениях / А.О. Макаров, В.В. Старовойтов // *Препринт / Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси.* – Минск, 2005. – 39 с.
11. Li W. An Efficient Measure of Compactness for Two-Dimensional Shapes and Its Application in Regionalization Problems / W. Li., M.F. Goodchild, R. Church // *International Journal of Geographical Information Science.* – 2013. – Vol. 27. – I. 6. – P. 1227-1250.
12. Li W. The p-Compact-Regions Problem / W. Li, R. L. Church, M. F Goodchild // *Geographical Analysis.* – 2014. – Vol. 46. – I. 3. – P. 250-273.
13. W. L. I. Xiaoxiao Li. Remote Sensing of the Surface Urban Heat Island and Land Architecture in Phoenix, Arizona: Combined Effects of Land Composition and Configuration and Cadastral–Demographic–Economic Factors / W. L. I. Xiaoxiao Li // *Remote Sensing of Environment.* – 2016. – Vol. 174. – P. 233-243. – URL : <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.022>.
14. Freeman H. Determining the Minimum-Area Encasing Rectangle for an Arbitrary Closed Curve / H. Freeman, R. Shapira // *Commun. ACM.* – 1975. – Vol. 18. – I. 7. – P. 409-413.
15. Черепанов А.С. Спектральные свойства растительности и вегетационные индексы / А.С. Черепанов, Е.Г. Дружинина // *Геоматика.* – 2009. – № 3 – С. 28-32.
16. McFeeters S.K. The Use of Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features / S.K. McFeeters // *International Journal of Remote Sensing.* – 1996. – № 17. – P. 1425-1432.
17. Dr. Mustafa T. Mustafa. Using Water Indices (ndwi, mndwi, ndmi, wri and awei) to Detect Physical and Chemical Parameters by Apply Remote Sensing and GIS Techniques / Dr. Mustafa T. Mustafa at all // *International Journal of Research – GRANTHAALAYAH.* –2017. – Vol. 5. – I. 10. – P. 117-128. – DOI: 10.5281/zenodo.1040209
18. Shedlovska Y.I. Shadow Detection and Removal Using a Shadow Formation Model / Y.I. Shedlovska, V.V. Hnatushenko // *Proceedings of the 2016 IEEE 1st International Conference on Data Stream Mining and Processing (2016, August, 23 – 27, Lviv, Ukraine).* – Lviv, 2016. – P. 187-190.
19. Фраленко В.П. Методы текстурного анализа изображений, обработка данных дистанционного зондирования Земли / В.П. Фраленко // *Программные системы: теория и приложения.* – 2014. – № 4(22). – С. 19-39.
20. Дмитриевич Ш.С. Классификация объектов на основе нечеткого логического вывода / Ш.С. Дмитриевич // *Математика в приложениях.* – 2004. – №1 (5). – С. 68-69.