

УДК 528.8+711.4

## ОГЛЯД СПЕКТРАЛЬНИХ ІНДЕКСІВ ДЛЯ ДИСТАНЦІЙНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ УРБАНІЗОВАНИХ ТЕРИТОРІЙ

### REVIEW OF SPECTRAL INDICES FOR REMOTE SENSING OF URBAN AREAS

Уль А.В., д.т.н., проф., Мельник О.В., к.т.н., доц. (Волинський національний університет ім. Лесі Українки, Луцьк), Мельник Ю.А., к.т.н., доц. (Луцький національний технічний університет, Луцьк), Вакулюк Л.А., старший викладач (Волинський національний університет ім. Лесі Українки, Луцьк)

Uhl A.V., Dr.Tech in Engineering, Professor, Melnyk O.V., Ph.D. in Engineering, Associate Professor (Lesya Ukrainka Volyn National University, Lutsk), Melnyk Y.A., Ph.D. in Engineering, Associate Professor (Lutsk National Technical University, Lutsk), Vakulyuk L.A., Senior Lecturer (Lesya Ukrainka Volyn National University, Lutsk)

*Сьогодні світова тенденція урбанізації зробила часто оновлювані карти критично важливими. Карти землекористування та земного покриву є корисними для цілей державного планування, управління навколишнім середовищем, боротьби зі стихійними лихами та оперативного інформування широкої громадськості з тих чи інших потреб. Зв'язок між урбанізацією та впливом на довкілля можна проаналізувати шляхом картографування його масштабів і тяжкості у зв'язку з розширенням міст. Проблему створення таких карт у великому масштабі можна вирішити за допомогою супутникового дистанційного зондування.*

*Супутникові датчики дистанційного зондування мають кілька спектральних діапазонів для використання в аналізі, де кожен діапазон може мати переваги з огляду на властивості матеріалів, які можна ідентифікувати в різних частинах світлового спектру. Дослідження, представлені тут, зосереджені в основному на супутниках з помірною роздільною здатністю. Дані з середньою роздільною здатністю можуть бути достатніми для картографування міської території і, як правило, доступні безкоштовно у великих обсягах. Ця робота спрямована на систематизацію найбільш релевантних для міського середовища спектральних індексів, зокрема мультиспектральних, теплових та індексів нічної освітленості. Цей огляд допомагає краще зрозуміти можливості використання спектральних індексів в міських дослідженнях, вибір найбільш відповідних індексів для конкретних задач з урахуванням доступних спектральних діапазонів, а також їхні переваги та обмеження.*

*Today, the global trend of urbanization has made frequently updated maps critical. Land use and land cover maps are useful for government planning, environmental*

management, disaster management, and for promptly informing the general public about certain needs. The relationship between urbanization and environmental impacts can be analyzed by mapping the extent and severity of environmental impacts as cities expand. Maps can serve as an emergency response tool for natural disasters such as fires, earthquakes, and floods, where the extent and severity of disasters can be mapped and analyzed to support response efforts. The problem of creating such maps on a large scale can be solved with the help of satellite remote sensing.

Satellite remote sensing sensors have several spectral bands for use in analysis, where each band can have advantages based on the properties of materials that can be identified in different parts of the light spectrum. Remote sensing data provides a bird's eye view of changes associated with urban growth. High-resolution remote sensing is very useful for mapping the extent of urbanization as well as for mapping individual objects, and the research presented here focuses mainly on moderate-resolution satellites. Medium-resolution data can be sufficient for mapping urban areas and are generally available for free in large time series volumes compared to high-resolution data, which are expensive to acquire, making them unsuitable for institutions with limited budgets. This paper aims to systematize the most relevant spectral indices for urban environments, including multispectral, thermal, and nighttime light indices. This review helps to better understand the possibilities of using spectral indices in urban research, the selection of the most appropriate indices for specific tasks, taking into account the available spectral bands, as well as their advantages and limitations.

*Ключові слова:* урбанізовані території, дистанційне зондування, мультиспектральні зображення, спектральні індекси, картографування.

*Keywords:* urbanized areas, remote sensing, multispectral images, spectral indices, mapping.

## **Вступ**

У сфері дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) у містах за останні два десятиліття з'явилося багато перспективних містобудівних спектральних індексів для дослідження міського землекористування та ґрунтового покриття (Land Use and Land Cover (LULC)). Застосування ДЗЗ зараз має фундаментальне значення, від міського планування до управління містом. Старі карти та польові дослідження застарівають і швидко замінюються зображеннями ДЗЗ для урбаністичних досліджень [1]. За допомогою даних ДЗЗ тепер можна складати карти від окремого міста [2], регіональні [3] до глобального картографування землекористування [4].

## **Постановка завдання**

Набори мультиспектральних даних ДЗЗ користуються популярністю серед дослідників міст завдяки середній просторовій роздільній здатності, коротшій часовій роздільній здатності, спектральній роздільній здатності з видимим NIR, SWIR та тепловим діапазонами, глобальному охопленню, простоті доступу тощо. Серед основних джерел даних ДЗЗ місії Landsat мають найдовший стабільний історичний архів вільно доступних

інструментів дистанційного зондування (ДЗЗ) з глобальним покриттям серед усіх мультиспектральних датчиків, що приваблює дослідників для аналізу часових рядів. Sentinel-2A/B також має кращу просторову роздільну здатність, ніж Landsat, з деякими видимими діапазонами до 10 метрів. З іншого боку, спекторадіометр помірної роздільної здатності (MODIS) має широке покриття для регіональних досліджень, але дуже короткий часовий проміжок, що приваблює багато регіональних досліджень з низькими вимогами до просторової роздільної здатності. Інтелектуальний спектрометр видимого/інфрачервоного діапазону (VIRIS) має кращу спектральну роздільну здатність, але обмежений просторово-часовими рамками. Таким чином, кожен датчик ДЗЗ має свої переваги і недоліки.

Обчислювальні платформи ще більше розширюють можливості багатьох досліджень, у тому числі урбаністичних. Насамперед, Google Earth Engine (GEE), що дозволяє користувачам дуже швидко вивчати велику кількість даних ДЗЗ [5–7]. Крім того, ця платформа багаторазово збільшила обчислювальну потужність і можливості обміну даними між дослідниками.

Метою даної роботи є аналіз найпоширеніших спектральних індексів даних дистанційного зондування, що застосовуються в урбаністичних дослідженнях.

### **Виклад основного матеріалу**

Спектральні індекси даних дистанційного зондування полегшують дослідження урбаністичних систем шляхом об'єднання декількох наборів даних, вилучення об'єктивної інформації, автоматизації обробки зображень, уникнення упередженості дослідників, полегшення операцій масштабування, підвищення надійності аналізу даних ДЗЗ та загального прискорення дослідження урбаністичних територій.

Раніше, на відміну від спектральних індексів рослинності та водних ресурсів, спектральні індекси для вивчення міст були рідкісним явищем. Майже всі індекси були розроблені після 2000 року. Спочатку урбаністичне індексування зосереджувалося на широких міських характеристиках, де поняття міста розглядалося як густонаселене місце. Згодом індекси зосередилися лише на інфраструктурних характеристиках міської території.

Зрештою, в індексації було зроблено акцент на непроникних характеристиках забудованої території як індикаторі міста. Як площа забудови, так і площа непроникної поверхні (impervious surface area (ISA)) мають спектральну схожість з відкритим ґрунтом. Тому більшість індексів із забудованими територіями розглядають її як обмеження. Багато уваги приділяли вирішенню проблеми класифікації між площею відкритого ґрунту та площі непроникної поверхні.

Існує багато методів виділення міських територій в області ДЗЗ. Спектральні індекси є одним з них у класифікаціях на рівні пікселів. Його легше застосовувати на широких масивах даних ДЗЗ, ніж традиційні алгоритми класифікації [8].

Спектральні індекси надають ймовірнісний вихід з безперервним значенням, тоді як класифікатори надають дискретні значення [9] при класифікації зображень. Тому в кількісних маніпуляціях індекси є популярними серед дослідників. Навіть у класифікаціях на рівні субпікселів індекси популярні при аналізі спектрального змішування для отримання кінцевих даних [10].

Контрольована класифікація зображень вимагає вибірки як навчальних даних і не може точно відтворювати географічні відмінності. На противагу цьому, класифікація на основі індексації є неконтрольованим методом, який легко відтворюється у глобальному масштабі, може працювати з великими джерелами даних і має надійні характеристики [11]. Тому класифікація зображень на основі спектральних індексів стає популярною в різних просторово-часових дослідженнях через їхню невибагливість щодо завіркових даних [7, 12].

Спектральні індекси корисні для вивчення даних ДЗЗ, визначення та виявлення змін землекористування та ґрунтового покриву у часі. По-перше, класи міського землекористування відрізняються від решти типів земного покриву тим, що це землекористування, створене людиною, на відміну від інших природних типів земного покриву. По-друге, міські території є дуже гетерогенними, фрагментованими і змішаними з іншими класами землекористування та ґрунтового покриву. По-третє, його спектральна сигнатура є заплутаною, де світлі пікселі мають схожість із сухим відкритим ґрунтом, а темні пікселі мають високу схожість із тінню, вологим відкритим ґрунтом та мілководними водоймами.

### **Просторова роздільна здатність в урбаністиці**

Міське землекористування - це змішана територія, що включає в себе непроникні поверхні, рослинність, водні об'єкти та відкритий ґрунт. Дані ДЗЗ із середньою роздільною здатністю можуть бути ефективно класифіковані на обмежену кількість класів [13]. Зображення середнього рівня роздільної здатності 10-30 метрів є достатніми для картографування міських об'єктів, але недостатніми для картографування міських неоднорідностей. Таким чином, місії Landsat або Sentinel 2A/B є достатніми для дослідження міст із обмеженою точністю.

Поряд із картографуванням ґрунтового покриву [14], дані ДЗЗ з високою роздільною здатністю також використовуються для вивчення специфічних міських особливостей, таких як міська рослинність [15], міський водний стрес [16], евапотранспірація міського ландшафту [17], метод виявлення будівель [18], обвалення будівель після землетрусу [19] тощо.

Як правило, складність у формуванні спектральних індексів позитивно пов'язана з точністю і негативно - з надійністю. Прості індекси є надійними у використанні, але їм бракує точності, тоді як складні індекси є більш точними, але потребують більше інформації з ДЗЗ. Часто нестача інформації

про ДЗЗ (тобто спектральних смуг) робить складні індекси непридатними для використання.

Наприклад, вегетаційний температурно-світловий індекс (VTLI) [20] та модифікований нормалізований індекс різницевої поверхні (MNDISI<sub>Liu</sub>) [21] забезпечують вищу точність порівняно з простим нормалізованим індексом задоволеної різниці (NDBI), але для їхнього формулювання потрібна мультиспектральна, теплова інформація та дані про нічні вогні (NTL). Вивчаючи аналіз часових рядів, доцільно використовувати простіші індекси, щоб ці індекси можна було обчислити за допомогою наявних даних ДЗЗ [22].

Спектральні індекси для міст почали розроблятися з інфрачервоних спектральних діапазонів. Ці індекси були неефективними, оскільки забудовані території змішувалися з голим ґрунтом. Тому були розроблені нові індекси з використанням різних діапазонів, таких як панхроматичний, прибережний, тепловий тощо. Однак фокус змістився із забудованих територій на площу чистої поверхні. Крім того, для підвищення точності були розроблені комплексні та багатоджерельні індекси.

Існує багато активних датчиків ДЗЗ і ще більше наразі перебуває в стадії розробки. Для спрощення аналізу замість значень довжини хвилі сенсорів ДЗЗ ми використовували позначення, що відповідають назвам каналів з місії Landsat.

### Спектральні індекси у видимому та ближньому інфрачервоному діапазонах

Датчики з довжиною хвилі від 400 до 900 нанометрів (нм) є найпоширенішими серед датчиків ДЗЗ для зйомки землі. (Табл. 1).

Таблиця 1 - Спектральні індекси із довжиною хвиль 400-800 нм

№ п/п	Формула	Джерело
1	$VrNIR - BI = (Red - NIR) / (Red + NIR)$	[23]
2	$VgNIR - BI = (Red - NIR) / (Red + NIR)$	
3	$BBI = NDBI_{Blue-Green,b} + NDBI_{Red-Green,b},$ де, $NDBI_{Blue-Green} = (Blue - Green) / (Blue + Green),$ $NDBI_{Red-Green} = (Red - Green) / (Red + Green)$	[24]
4	$CBCI = (A + 1) \times MBSI - OSAVI + A,$ де, $MBSI = ((Red + Green) \times 2) / ((Red + Green) - 2),$ $OSAVI = (NIR - Red) / (NIR + Red + 0.16)$ при $A = 0,51$	[25]
5	$PISI = 0.8129 \times Blue - 0.5735 \times NIR + 0.0750$	[26]

Супутникові, повітряні і навіть безпілотні літальні апарати - майже всі

датчики ДЗЗ мають цей діапазон довжин хвиль.

У роботі [23] стверджується, що, окрім міських забудованих територій, суха рослинність також демонструє вищий коефіцієнт відбиття в області діапазону SWIR1. Тому вони запропонували два індекси забудови, що використовують лише видимі діапазони. Це видимий червоний індекс забудови в ближньому інфрачервоному діапазоні (VrNIR-BI) та видимий зелений індекс забудови в ближньому інфрачервоному діапазоні (VgNIR-BI).

Серед цих двох індексів VrNIR-BI працює краще, ніж VgNIR-BI, і він найкраще підходить для класифікації непроникних поверхонь та сухих рослинних ділянок, але не дуже добре підходить для класифікації непроникних поверхонь та відкритого ґрунту.

Різні версії NDBI були використані для створення нового бінарного індексу забудови (BBI), запропонованого з використанням видимого діапазону [24].

Інший мультиіндексний комбінований індекс біофізичного складу (CBCI) [25] використовує два індекси - модифікований індекс відкритого ґрунту (MBSI) та оптимізований індекс рослинності з поправкою на ґрунт (OSAVI) [27]. MBSI - це ґрунтовий індекс, а OSAVI - вегетаційний індекс, в якому  $A$  - це кореляційний фактор, який залежить від характеристик ґрунту, і його значення становить 0,51. Кореляційний фактор введено для того, щоб покращити MBSI порівняно з OSAVI. Сильна сторона CBCI полягає в тому, що він може розрізняти непроникні ділянки в суміші з ділянками рослинності, але не зовсім добре з ділянками ґрунту.

В роботі [26] використовували простори ознак синього та інфрачервоного діапазонів, щоб запропонувати рівняння опорної лінії, назване перпендикулярним індексом непроникної поверхні (PISI), яке відокремлює непроникні ділянки від відкритого ґрунту. Хоча він використовує лише два діапазони, він має вищу точність у відокремленні непроникної площі від площі голого ґрунту до цього моменту часу. PISI показав значно кращі результати, ніж індекси BCI та NDBI. Це стосується більшості оптичних датчиків, оскільки вони використовують лише синій та інфрачервоний діапазони. Приклад PISI може бути відтворений у багатьох інших застосуваннях ДЗЗ. Подібно до BBI, PISI збільшує роздільну здатність між непроникними ділянками і відкритим ґрунтом, а також між непроникними ділянками і ділянками рослинності.

### **Індекси з видимим, ближнім інфрачервоним та короткохвильовим інфрачервоним діапазонами**

Ця частина включає міські спектральні індекси, що використовують видимий, ближній інфрачервоний (NIR) та короткохвильовий інфрачервоний (SWIR) діапазони (Табл. 2).

Перший міський спектральний індекс, що отримав назву UI, був запропонований [28]. Схожим найбільш використовуваним міським

індексом є NDBI, розроблений [29]. Тут автори спробували розробити бінарний індекс, використовуючи NDBI, де дані ДЗЗ класифікуються як міська та неміська територія. Всі позитивні значення NDBI вважалися міськими територіями.

У праці [30] працювали над новим індексом забудови (NBI), який посилював забудовані та незабудовані землі порівняно з NDBI. NBI дає повністю додатний індекс міст, але не в нормалізованій формі. У NBI порядок значень такий: незабудовані землі > забудовані > інші класи земель від високого до низького. Точність виділення забудованої території становила порядку 90%.

У пошуках подальшого розвитку NDBI, у роботі [31] запропонували два нових міських індекси. Це нормалізований індекс забудованої території (NBAI) та співвідношення смуг для забудованої території (BRBA). Тут NBAI використовує обидва діапазони SWIR, тоді як BRBA використовує лише один діапазон SWIR. У дослідженні стверджувалося, що він підвищує точність виділення забудованої території на 10-13% порівняно з NDBI та NBI.

У роботі [32] запропонували новий індекс виділення забудованих територій на основі Landsat 8 і додали арифметичну константу  $L = 0,3$ . З метою подальшого підвищення точності класифікації міського землекористування запропонували новий індекс забудови (BUI) [33]. Незважаючи на свою інноваційність, BUI страждав від помилки пропуску. При оцінці точності BUI класифікував забудовані та незабудовані території як один клас.

Таблиця 2 – Спектральні індекси з видимим, ближнім інфрачервоним та короткохвильовим інфрачервоним діапазонами

№ п/п	Формула	Джерело
1	$UI = \left( \frac{SWIR2 - NIR}{SWIR2 + NIR} + 1 \right) \times 100$	[28]
2	$NDBI = \frac{SWIR1 - NIR}{SWIR1 + NIR}$	[29]
3	$NBI = \frac{Red \times SWIR1}{NIR}$	[30]
4	$NBAI = \frac{SWIR2 - SWIR1 / Green}{SWIR2 + SWIR1 / Green}$	[31]
5	$BRBA = Red / SWIR1$	
6	$BAEI = \frac{Red + L}{Green + SWIR1}$	[32]
7	$BUI = 2 \times \frac{(Red \times SWIR2) - (SWIR1 \times SWIR2)}{(Red + SWIR1) \times (SWIR1 + SWIR2)}$	[33]
8	$SwiRed = \frac{SWIR1 - Red}{SWIR1 + Red}$	[22]

А. Каполупо та ін. [22] використовували SWIR1 та червоні смуги для введення індексу SwiRed. Тут для класифікації забудованих територій використовується поріг  $0 < \text{значення} < 0,22$ . SwiRed застосовується для тимчасового застосування з усіма місіями Landsat з діапазонами SWIR.

### **Спектральні індекси з термальними діапазонами**

Міський штучний ландшафт часто зберігає і випромінює більше тепла, ніж навколишні території, що називається феноменом теплових островів (УHI). Таким чином, існує просторова різниця в температурі між міськими та позаміськими територіями. Тому теплові дані ДЗЗ були використані для розробки нових спектральних індексів та підвищення точності класифікації. Нормалізована різниця індексу непроникної поверхні (NDISI) [34] був першим автоматизованим індексом для роботи з ISA, який не вимагав видалення водних об'єктів і ділянок ґрунту в якості попередньої обробки. Він також може бути застосований до ДЗЗ середньої роздільної здатності. Однак цей індекс має певні проблеми з водним шумом і часто змішується з непроникними ділянками (ISA). Щоб вирішити цю проблему, автори запропонували використовувати водний індекс замість видимих смуг.

Для цього в індексації міст використовували різні комбінації діапазонів. Наприклад, Ас-Сякур та ін. [35] включили тепловий, NIR і SWIR1 діапазони для розробки нового міського індексу. Покращений індекс забудованості та незабудованості збільшує відокремленість між забудованими та незабудованими землями і підвищує точність класифікації, заявлену в дослідженні.

Крім того, площі незабудованих земель також змінюються, і не всі з них можна виявити за допомогою індексу, індукваного тепловим діапазоном, оскільки в міських районах невеликі за розміром незабудовані землі не демонструють значних теплових змін (Табл. 3).

Ч. Сун та ін. [36] запропонували модифікований NDISI ( $MNDISI_{Sun}$ ), який відрізняється від інших. Замість теплового інфрачервоного (TIR) діапазону автори використовували значення температури поверхні землі (LST).  $MNDISI_{Sun}$  може використовуватися для місії Landsat TM, ETM+ і теплових інфрачервоних датчиків OLI (TIRS), але зображення, отримані влітку, дають кращі результати. Завдяки загальній точності 87% і загальному коефіцієнту  $\kappa = 74\%$ ,  $MNDISI_{Sun}$  придатний для аналізу часових рядів з декількох місій Landsat.

Інший індекс міст на основі теплових даних NDBI [37], розроблений на основі набору даних OLI Landsat і тому перейменований на  $NDBI_{OLI}$ , використовує PCA для формулювання. У цьому дослідженні порогове значення було обрано за допомогою пошуку у двох вікнах з гнучким темпом, що підвищило точність порівняно з традиційним NDBI. Пізніше  $NDBI_{OLI}$  допоміг розробити ще один міський індекс, названий методом вилучення забудованої площі (BAEM), намагаючись підвищити точність картографування міст. Важливо зазначити, що  $NDBI_{OLI}$  модифікований і



розраховується інакше, ніж запропонований [29]. ВАЕМ значно покращує точність класифікації за рахунок зменшення пропусків та помилок.

Таблиця 3 – Спектральні індекси із термальними діапазонами

№ п/п	Формула	Джерело
1	$NDISI = \frac{TIR - (VIS_1 + NIR + SWIR1) / 3}{TIR + (VIS_1 + NIR + SWIR1) / 3}$	[34]
2	$NDISI = \frac{TIR - (WI + NIR + SWIR1) / 3}{TIR + (WI + NIR + SWIR1) / 3}$	
3	$EBBI = \frac{SWIR1 + NIR}{10\sqrt{SWIR1 + TIR}}$	[35]
4	$MNDISI_{sum} = \frac{T_s - (MNDWI + NIR + SWIR1) / 3}{T_s + (MNDWI + NIR + SWIR1) / 3},$ <p>де <math>T_s = \frac{TIR}{1 + \left(\frac{\lambda \times TIR}{\rho}\right) \ln \varepsilon}</math>, <math>\rho = 1.438 \times 10^{-2}</math></p> $\varepsilon = \begin{cases} 0.979 - 0.035Red & NDVI < NDVI_{min} \\ 0.986 + 0.004P_v & NDVI_{min} < NDVI < NDVI_{max} \\ 0.99 & NDVI > NDVI_{max} \end{cases}$ $P_v = \left( \frac{NDVI - NDVI_{min}}{NDVI_{max} - NDVI_{min}} \right)^2$	[36]
5	$NDBI_{OLI} = \frac{(PCA \text{ із } SWIR1, SWIR2 + PCA \text{ із } TIR1, TIR2) - NIR}{(PCA \text{ із } SWIR1, SWIR2 + PCA \text{ із } TIR1, TIR2) + NIR}$	[37]
6	$BAEM = NDBI_{OLI} - NDVI - MNDWI$	
7	$NDII = (Vis - TIR) / (Vis + TIR)$	[38]
8	$DBI = \frac{Blue - TIR1}{Blue + TIR1} - NDVI$	[39]

Першим NDBI-подібним індексом визначення непроникної поверхні був нормалізований різницевий індекс непроникності (NDII), розроблений з використанням візуального і теплового діапазонів супутника Landsat TM [38]. У NDII Vis означає видимий діапазон, а TIR - тепловий діапазон. Поєднання червоного та інфрачервоного діапазонів показало вищу точність при тестуванні на зображеннях з високою роздільною здатністю. NDII є простим індексом і може бути використаний для швидкого визначення непроникної поверхні в містах з використанням будь-яких мультиспектральних наборів даних з тепловим і видимим діапазонами.

Особливості міських непроникних поверхонь мають високу кореляцію з тепловими даними і, навпаки, рослинність має зворотну кореляцію.

Для підвищення точності класифікації можна використовувати набір теплових даних. Наприклад, Б. Адаму та А. Расул [39] запропонували індекс сухої забудови (DBI), використовуючи синій та тепловий діапазони з Landsat OLI. DBI припускає, що забудовані території мають менше рослинності і, відповідно, низькі значення NDVI. Таким чином, віднімання NDVI може ще більше покращити характеристики забудови. У дослідженні пропонується використовувати порогове значення 0,72. Застосований у сухому кліматі, DBI має загальну точність класифікації 93%. Міська територія з високою рослинністю не підходить для використання DBI. Теплові дані мають деякі обмеження, які слід враховувати перед використанням. Спектральна відмінність теплових діапазонів є незначною і часто демонструє фенологічні та денні відмінності між міськими та позаміськими територіями.

### **Спектральні індекси з нічним освітленням**

NTL (Nighttime Lights) - це датчик нічного освітлення, що відображає діяльність людини вночі з космосу. Міський ландшафт відрізняється використанням світла на відміну від неміських територій. Таким чином, використовуючи спектральні дані NTL з денним часом, мультиспектральні датчики мають нове розуміння міських досліджень (Табл. 4).

У 2008 році багатоджерельний індекс населених пунктів (HIS) об'єднав Terra MODIS NDVI з набором даних NTL, операційною системою лінійного сканування (DMPS-OLS) [3]. Обидва джерела даних мають грубу просторову роздільну здатність, але вона добре служить для великомасштабного картографування поселень.  $NDVI_m$  — це максимальний NDVI, отриманий від Terra MODIS, а NTLN має стандартизовані дані DMSP-OLS, встановлені від 0 до 1. Завдяки більшому розміру пікселя індекс населених пунктів (HSI) є швидким і економічно ефективним методом індексування, але він має проблему насиченості.

У роботі [40] запропонували урбаністичний індекс NTL (VANUI) з поправкою на рослинність для вирішення проблеми насичення. VANUI збільшує контрастність сигналу NTL і краще представляє міські характеристики, ніж попередні міські індекси, отримані від NTL. Це корисно для розширених міських досліджень, таких як споживання енергії, викиди вуглекислого газу, міські структури тощо.

LISI має загальну точність 0,13 і підходить для картографування великої території за міських і сільських районах. У той же час, аналогічно був запропонований [42] нормалізований індекс різниці в містах (NDUI). NDUI використовувала оперативну систему лінійного сканування оборонної метеорологічної програми (DMSP-OLS) і Landsat RSI. У цьому рівнянні NTL є нормалізованим зображенням DMSP-OLS. Тут передбачається, що вода має значення NDVI менше 0, а мета частини  $NDVI \geq 0$  спрямована на

видалення пікселів води. З вихідним значенням від 0 до 1 NDUI може відокремити змішані міські райони від відкритих ґрунтів і сільськогосподарських угідь.

Таблиця 4 – Спектральні індекси з нічним освітленням

№ п/п	Формула	Джерело
1	$HSI = \frac{(1 - NDVI_m) - NTL_N}{(1 - NTL_N) + NDVI_m + (NDVI_m \times NTL_N)}$	[3]
2	$VANUI = (1 - NDVI_{nor}) \times NTL_{nor}$	[40]
3	$LISI = (1 - NDVI_{max}) \times \sqrt{NTL_{nor}}$	[41]
4	$NDUI = \frac{NTL - NDVI}{NTL + NDVI}, (NDVI \geq 0)$	[42]
5	$NUACI = \begin{cases} 0, d > r, d = \sqrt{(NDWI - \alpha)^2 + (EVI_{max} - b)^2} \\ \left(1 - \frac{d}{r}\right) \times NTL_{Norm}, d \leq r \end{cases}$	[43]
6	$NAISI = \left(\frac{NTL - PC1_{nor} + TC3_{nor}}{2}\right) - SAVI_{nor}$	[44]

LISI має загальну точність 0,13 і підходить для картографування великої території змішаних і сільських районів. У той же час, аналогічно був запропонований [42] нормалізований індекс різниці в містах (NDUI). NDUI використовувала оперативну систему лінійного сканування оборонної метеорологічної програми (DMSP-OLS) і Landsat RSІ. У цьому рівнянні NTL є нормалізованим зображенням DMSP-OLS. Тут передбачається, що вода має значення NDVI менше 0, а мета частини NDVI  $\geq 0$  спрямована на видалення пікселів води. З вихідним значенням від 0 до 1 NDUI може відокремити змішані міські райони від відкритих ґрунтів і сільськогосподарських угідь.

Інший мультисенсорний міський індекс використовував розширений індекс рослинності MODIS (EVI), Landsat ETM+ і дані DMSP-OLS NTL, названі нормалізованим зведеним індексом міських територій (NUACI), завдяки підвищенню точності класифікації [20].

Він розраховується з використанням трьох незалежних наборів даних: EVI, отриманого від MODIS, NDWI, отриманого від Landsat, і нормалізованого зображення DMSP-OLS. Цей індекс також має позитивне вихідне значення від 0 до 1. Він усуває ефект розквіту та зменшує проблеми

насичення грубих наборів даних NTL. Замість грубого EVI на основі MODIS [43] для формування індексу непроникної поверхні (NAISI) з поправкою на нічне світло використовувався SAVI Landsat із середньою роздільною здатністю.

Розроблений у роботі [44] і супроводжуваний підходом базового віднімання, NAISI використовував NTL, перший компонент аналізу головних компонентів (PC1), третій компонент перетворення китиці (TC3), і SAVI. Тут уся первинна інформація RS нормалізується перед використанням. Завдяки вищій просторовій роздільній здатності NTL цей індекс може значно підвищити точність вилучення ISA.

### Комплексні спектральні індекси з оптичними, NTL і тепловими діапазонами

Останнім часом кілька комплексних індексів поєднували денні та нічні дані ДЗЗ за допомогою оптичних, теплових і NTL наборів даних (Табл. 5).

Таблиця 5 – Комплексні спектральні індекси

№ п/п	Формула	Джерело
1	$MNDISI_{Liu} = \frac{T_{LST} + L_{LIT} - (SAVI + SWIR1)}{T_{LST} + L_{LIT} + (SAVI + SWIR1)}$	[21]
2	$VTLI = (1 - NDVI_{max}) \times Tem_{max} \times NTL_{nor}$	[45]
3	$TVANUI = \frac{\arctan(LST / NDVI)}{\pi / 2} \times NTL$	[40]

Термічні дані ДЗЗ широко використовувалися у дослідженні теплових островів міст (UHI). Автори роботи [21] модифікували алгоритм NDISI [34] і розробили MNDISI, який розглядає питання спектральної різниці в межах даних ДЗЗ і спектральної подібності з іншими класами земного покриття, особливо з відкритим ґрунтом. Тут  $T_{LST}$  – денна температура земної поверхні,  $L_{LIT}$  – яскравість, отримана із зображень нічного світла, SAVI – індекс рослинності, а SWIR1 – смуга 5 у Landsat TM/ETM+.

Подібним чином [45] також розробили індекс шляхом об'єднання оптичних, NTL та теплових даних. Вони використовували набір даних NTL з DMSP-OLS, даних NDVI на основі MODIS і даних LST на основі MODIS, пропонуючи VTLI. Тут  $NDVI_{max}$  представляє максимальний річний NDVI,  $Tem_{max}$  представляє максимальну річну нічну температуру, а  $NTL_{nor}$  представляє нормалізовані дані DMSP-OLS про світло. Усі набори даних нормалізуються в межах від 0 до 1.

У 2018 році було запропоновано урбаністичний індекс NTL (TVANUI), скоригований температурою рослинності, використовуючи вегетативний індекс [40], NTL і даних температури земної поверхні. Він застосовувався як у Китаї, так і в США і показав кращі показники, ніж усі попередні міські

спектральні індекси.

### **Висновки**

В даній роботі ми намагались узагальнити найбільш широкоживані спектральні міські індекси з їхніми рівняннями, перевагами та недоліками та класифікували їх на основі вимог до діапазонів даних ДЗЗ.

Ми виявили, що на перевагу точності раніше розроблені міські спектральні індекси були простими, даними ДЗЗ з одного джерела та надійними у використанні. І навпаки, останні індекси є складними, мають багато джерел, складні, використовують рідкісні спектральні смуги та є більш точними. Насправді міське індексування почалося з картографування міської території в цілому, а пізніше стало більш конкретним для картографування міських характеристик. Однак нові джерела даних ДЗЗ стають доступними щороку з покращеною інформаційною ємністю та функціями.

Попит на кращі дослідження зараз змушує дослідників ДЗЗ шукати покращені індекси. Платформи хмарних обчислень, такі як GEE, і розширена обчислювальна потужність дозволили дослідникам створювати складні індекси. Крім того, подолання просторово-часових бар'єрів вимагає більш надійних індексів. Підсумовуючи, майбутнє створення спектральних індексів даних дистанційного зондування для завдань урбаністики визначатиме, наскільки ефективно ми зможемо відповісти на ці запитання та їх реалізувати.

### **References**

1. Netzband, M., Stefanov, W. L., Redman, C. Applied remote sensing for urban planning, governance and sustainability: Springer Berlin Heidelberg, 2007.
2. Huang, W., Zeng, Y., Li, S. An analysis of urban expansion and its associated thermal characteristics using Landsat imagery. Geocarto International. 2015. Vol. 30. C. 93–103.
3. Lu, D., Tian, H., Zhou, G., та ін. Regional mapping of human settlements in southeastern China with multisensor remotely sensed data. Remote Sensing of Environment. 2008. Vol. 112. C. 3668–3679.
4. Liu, X., Hu, G., Chen, Y., та ін. High-resolution multi-temporal mapping of global urban land using Landsat images based on the Google Earth Engine Platform. Remote Sensing of Environment. 2018. Vol. 209. C. 227–239.
5. Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., та ін. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. Remote Sensing of Environment. 2017. Vol. 202. C. 18–27.
6. Uhl, A. V., Melnyk, O. V., Melnyk, Yu. A., та ін. Dystantsiyni monitorynh urbanizovanykh terytorii. Suchasni tekhnolohii ta metody rozrakhunkiv u budivnytstvi. 2022. No. 18. C. 162–173.
7. Melnyk, O., Manko, P., Brunn, A. Remote sensing methods for estimating tree species of forests in the Volyn region, Ukraine. Frontiers in Forests and Global Change. 2023. Vol. 6.

8. Pan, X., Uchida, S., Liang, Y., та ін. Discriminating different landuse types by using multitemporal NDVI in a rice planting area. *International Journal of Remote Sensing*. 2010. Vol. 31. C. 585–596.
9. He, C., Shi, P., Xie, D., та ін. Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach. *Remote Sensing Letters*. 2010. Vol. 1. C. 213–221.
10. Li, W. Mapping Urban Impervious Surfaces by Using Spectral Mixture Analysis and Spectral Indices. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, No. 1. C. 94.
11. Olaode, A., Naghdy, G., Todd, C. Unsupervised Classification of Images: A Review. *International Journal of Image Processing*. 2014. Vol. 8. C. 2014–325.
12. Melnyk, A., Manko, P. Classification of volyn forests according to data of multispectral satellite images. *ScienceRise*. 2018. Vol. 9. C. 25–30.
13. Ridd, M. K. 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*. 1995. Vol. 16, No. 12. C. 2165–2185.
14. Parent, J., Volin, J., Civco, D. A fully-automated approach to land cover mapping with airborne LiDAR and high resolution multispectral imagery in a forested suburban landscape. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2015. Vol. 104.
15. Miloud, chikr el-mezouar, Taleb, N., Kpalma, K., та ін. Vegetation extraction from IKONOS imagery using high spatial resolution index. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2011. Vol. 5.
16. Wang, D., Hubacek, K., Shan, Y., та ін. A Review of Water Stress and Water Footprint Accounting. *Water*. 2021. Vol. 13, No. 2. C. 201.
17. Nouri, H., Beecham, S., Anderson, S., та ін. High Spatial Resolution WorldView-2 Imagery for Mapping NDVI and Its Relationship to Temporal Urban Landscape Evapotranspiration Factors. *Remote Sensing*. 2014. Vol. 6, No. 1. C. 580–602.
18. Qin, R., Fang, W. A Hierarchical Building Detection Method for Very High Resolution Remotely Sensed Images Combined with DSM Using Graph Cut Optimization. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 2014. Vol. 80. C. 37–47.
19. Wang, X., Li, P. Extraction of earthquake-induced collapsed buildings using Very High Resolution imagery and airborne Lidar data. *International Journal of Remote Sensing*. 2015. Vol. 36. C. 2163–2183.
20. Ruifang, H., Yu, D., Sun, Y., та ін. Integrating Multiple Source Data to Enhance Variation and Weaken the Blooming Effect of DMSP-OLS Light. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7. C. 1422–1440.
21. Liu, C., Shao, Z., Chen, M., та ін. MNDISI: A multi-source composition index for impervious surface area estimation at the individual city scale. *Remote Sensing Letters*. 2013. Vol. 4.
22. Capolupo, A., Monterisi, C., Tarantino, E. Landsat Images Classification Algorithm (LICA) to Automatically Extract Land Cover Information in Google Earth Engine Environment. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, No. 7. C. 1201.
23. Estoque, R. C., Murayama, Y. Classification and change detection of built-up lands from Landsat-7 ETM+ and Landsat-8 OLI/TIRS imageries: A comparative assessment of various spectral indices. *Ecological Indicators*. 2015. Vol. 56. C. 205–217.
24. Bai, Y., He, G., Wang guizhou, W. guizhou, та ін. WE-NDBI-A new index for mapping urban built-up areas from GF-1 WFV images. *Remote Sensing Letters*. 2020. Vol. 11. C. 407–415.
25. Chen, J., Yang, K., Chen, S., та ін. Enhanced normalized difference index for

impervious surface area estimation at the plateau basin scale. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2019. Vol. 13. C. 1.

26. Tian, Y., Chen, H., Song, Q., та ін. A Novel Index for Impervious Surface Area Mapping: Development and Validation. *Remote Sensing*. 2018. Vol. 10, No. 10. C. 1521.

27. Moosavi, V., Talebi, A., Mokhtari, M. H., та ін. Estimation of spatially enhanced soil moisture combining remote sensing and artificial intelligence approaches. *International Journal of Remote Sensing*. 2016. Vol. 37, No. 23. C. 5605–5631.

28. Kawamura, M., Jayamanna, S., Tsujiko, Y. Quantitative Evaluation Of Urbanization In Developing Countries Using Satellite Data. *Doboku Gakkai Ronbunshu*. 1997. Vol. 1997, No. 580. C. 45–54.

29. Zha, Y., Gao, J., Ni, S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 2003. Vol. 24, No. 3. C. 583–594.

30. Jieli, C., Manchun, L., Liu, Y., та ін. Extract residential areas automatically by New Built-up Index: 2010. 1c.

31. Waqar, M., Mirza, J. F., Mumtaz, R., та ін. Development of new indices for extraction of built-up area and bare soil from landsat. *Data*. 2012. Vol. 1.

32. Bouzekri, S., Lasbet, A. A., Lachehab, A. A New Spectral Index for Extraction of Built-Up Area Using Landsat-8 Data. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*. 2015. Vol. 43, No. 4. C. 867–873.

33. Kaimaris, D., Patias, P. Identification and Area Measurement of the Built-up Area with the Built-up Index (BUI). *International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS*. 2016. Vol. 5. C. 1844–1858.

34. Xu, H. Analysis of Impervious Surface and its Impact on Urban Heat Environment using the Normalized Difference Impervious Surface Index (NDISI). *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 2010. Vol. 76. C. 557–565.

35. As-syakur, A. R., Adnyana, I. W. S., Arthana, I. W., та ін. Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) for Mapping Built-Up and Bare Land in an Urban Area. *Remote Sensing*. 2012. Vol. 4, No. 10. C. 2957–2970.

36. Sun, Z., Wang, C., Guo, H., та ін. A Modified Normalized Difference Impervious Surface Index (MNDISI) for Automatic Urban Mapping from Landsat Imagery. *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9, No. 9. C. 1–18.

37. Bhatti, S. S., Tripathi, N. K. Built-up area extraction using Landsat 8 OLI imagery. *GIScience & Remote Sensing*. 2014. Vol. 51, No. 4. C. 445–467.

38. Zhaoqi, W., Gang, C., Li, X., та ін. Application of a normalized difference impervious index (NDII) to extract urban impervious surface features based on Landsat TM images. *International Journal of Remote Sensing*. 2015. Vol. 36. C. 1–15.

39. Adamu, B., Rasul, A. Applying Built-Up and Bare-Soil Indices from Landsat 8 to Cities in Dry Climates. *Land*. 2018. Vol. 7.

40. Zhang, X., Li, P. A temperature and vegetation adjusted NTL urban index for urban area mapping and analysis. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2018. Vol. 135. C. 93–111.

41. Guo, W., Lu, D., Wu, Y., та ін. Mapping impervious surface distribution with integration of SNNP VIIRS-DNB and MODIS NDVI Data. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7. C. 12459–12477.

42. Zhang, Q., Li, B., Thau, D., та ін. Building a Better Urban Picture: Combining Day and Night Remote Sensing Imagery. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7, No. 9. C. 11887–11913.

43. Huete, A. R., Liu, H. Q., Batchily, K., та ін. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. *Remote Sensing of Environment*. 1997. Vol. 59, No. 3. С. 440–451.
44. Chen, X., Jia, X., Pickering, M. A Nighttime Lights Adjusted Impervious Surface Index (NAISI) with Integration of Landsat Imagery and Nighttime Lights Data from International Space Station. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2019. Vol. 83. С. 101889.
45. Hao, R., Yu, D., Sun, Y., та ін. Integrating Multiple Source Data to Enhance Variation and Weaken the Blooming Effect of DMSP-OLS Light. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7, No. 2. С. 1422–1440.

## **Література**

1. Netzband, M., Stefanov, W. L., Redman, C. *Applied remote sensing for urban planning, governance and sustainability*: Springer Berlin Heidelberg, 2007.
2. Huang, W., Zeng, Y., Li, S. An analysis of urban expansion and its associated thermal characteristics using Landsat imagery. *Geocarto International*. 2015. Vol. 30. С. 93–103.
3. Lu, D., Tian, H., Zhou, G., та ін. Regional mapping of human settlements in southeastern China with multisensor remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*. 2008. Vol. 112. С. 3668–3679.
4. Liu, X., Hu, G., Chen, Y., та ін. High-resolution multi-temporal mapping of global urban land using Landsat images based on the Google Earth Engine Platform. *Remote Sensing of Environment*. 2018. Vol. 209. С. 227–239.
5. Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., та ін. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*. 2017. Vol. 202. С. 18–27.
6. Уль, А. В., Мельник, О. В., Мельник, Ю. А., та ін. Дистанційний моніторинг урбанізованих територій. *Сучасні технології та методи розрахунків у будівництві*. 2022. No. 18. С. 162–173.
7. Melnyk, O., Manko, P., Brunn, A. Remote sensing methods for estimating tree species of forests in the Volyn region, Ukraine. *Frontiers in Forests and Global Change*. 2023. Vol. 6.
8. Pan, X., Uchida, S., Liang, Y., та ін. Discriminating different landuse types by using multitemporal NDXI in a rice planting area. *International Journal of Remote Sensing*. 2010. Vol. 31. С. 585–596.
9. He, C., Shi, P., Xie, D., та ін. Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach. *Remote Sensing Letters*. 2010. Vol. 1. С. 213–221.
10. Li, W. Mapping Urban Impervious Surfaces by Using Spectral Mixture Analysis and Spectral Indices. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, No. 1. С. 94.
11. Olaode, A., Naghdy, G., Todd, C. Unsupervised Classification of Images: A Review. *International Journal of Image Processing*. 2014. Vol. 8. С. 2014–325.
12. Melnyk, A., Manko, P. Classification of volyn forests according to data of multispectral satellite images. *ScienceRise*. 2018. Vol. 9. С. 25–30.
13. Ridd, M. K. 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*. 1995. Vol. 16, No. 12. С. 2165–2185.



14. Parent, J., Volin, J., Civco, D. A fully-automated approach to land cover mapping with airborne LiDAR and high resolution multispectral imagery in a forested suburban landscape. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 2015. Vol. 104.
15. Miloud, chikr el-mezouar, Taleb, N., Kpalma, K., та ін. Vegetation extraction from IKONOS imagery using high spatial resolution index. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2011. Vol. 5.
16. Wang, D., Hubacek, K., Shan, Y., та ін. A Review of Water Stress and Water Footprint Accounting. *Water*. 2021. Vol. 13, No. 2. C. 201.
17. Nouri, H., Beecham, S., Anderson, S., та ін. High Spatial Resolution WorldView-2 Imagery for Mapping NDVI and Its Relationship to Temporal Urban Landscape Evapotranspiration Factors. *Remote Sensing*. 2014. Vol. 6, No. 1. C. 580–602.
18. Qin, R., Fang, W. A Hierarchical Building Detection Method for Very High Resolution Remotely Sensed Images Combined with DSM Using Graph Cut Optimization. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 2014. Vol. 80. C. 37–47.
19. Wang, X., Li, P. Extraction of earthquake-induced collapsed buildings using Very High Resolution imagery and airborne Lidar data. *International Journal of Remote Sensing*. 2015. Vol. 36. C. 2163–2183.
20. Ruifang, H., Yu, D., Sun, Y., та ін. Integrating Multiple Source Data to Enhance Variation and Weaken the Blooming Effect of DMSP-OLS Light. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7. C. 1422–1440.
21. Liu, C., Shao, Z., Chen, M., та ін. MNDISI: A multi-source composition index for impervious surface area estimation at the individual city scale. *Remote Sensing Letters*. 2013. Vol. 4.
22. Capolupo, A., Monterisi, C., Tarantino, E. Landsat Images Classification Algorithm (LICA) to Automatically Extract Land Cover Information in Google Earth Engine Environment. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, No. 7. C. 1201.
23. Estoque, R. C., Murayama, Y. Classification and change detection of built-up lands from Landsat-7 ETM+ and Landsat-8 OLI/TIRS imageries: A comparative assessment of various spectral indices. *Ecological Indicators*. 2015. Vol. 56. C. 205–217.
24. Bai, Y., He, G., Wang guizhou, W. guizhou, та ін. WE-NDBI-A new index for mapping urban built-up areas from GF-1 WFV images. *Remote Sensing Letters*. 2020. Vol. 11. C. 407–415.
25. Chen, J., Yang, K., Chen, S., та ін. Enhanced normalized difference index for impervious surface area estimation at the plateau basin scale. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2019. Vol. 13. C. 1.
26. Tian, Y., Chen, H., Song, Q., та ін. A Novel Index for Impervious Surface Area Mapping: Development and Validation. *Remote Sensing*. 2018. Vol. 10, No. 10. C. 1521.
27. Moosavi, V., Talebi, A., Mokhtari, M. H., та ін. Estimation of spatially enhanced soil moisture combining remote sensing and artificial intelligence approaches. *International Journal of Remote Sensing*. 2016. Vol. 37, No. 23. C. 5605–5631.
28. Kawamura, M., Jayamanna, S., Tsujiko, Y. Quantitative Evaluation Of Urbanization In Developing Countries Using Satellite Data. *Doboku Gakkai Ronbunshu*. 1997. Vol. 1997, No. 580. C. 45–54.
29. Zha, Y., Gao, J., Ni, S. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*. 2003. Vol. 24, No. 3. C. 583–594.
30. Jieli, C., Manchun, L., Liu, Y., та ін. Extract residential areas automatically by New Built-up Index: 2010. 1c.

31. Waqar, M., Mirza, J. F., Mumtaz, R., та ін. Development of new indices for extraction of built-up area and bare soil from landsat. Data. 2012. Vol. 1.
32. Bouzekri, S., Lasbet, A. A., Lachehab, A. A New Spectral Index for Extraction of Built-Up Area Using Landsat-8 Data. Journal of the Indian Society of Remote Sensing. 2015. Vol. 43, No. 4. C. 867–873.
33. Kaimaris, D., Patias, P. Identification and Area Measurement of the Built-up Area with the Built-up Index (BUI). International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS. 2016. Vol. 5. C. 1844–1858.
34. Xu, H. Analysis of Impervious Surface and its Impact on Urban Heat Environment using the Normalized Difference Impervious Surface Index (NDISI). Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. 2010. Vol. 76. C. 557–565.
35. As-syakur, A. R., Adnyana, I. W. S., Arthana, I. W., та ін. Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) for Mapping Built-Up and Bare Land in an Urban Area. Remote Sensing. 2012. Vol. 4, No. 10. C. 2957–2970.
36. Sun, Z., Wang, C., Guo, H., та ін. A Modified Normalized Difference Impervious Surface Index (MNDISI) for Automatic Urban Mapping from Landsat Imagery. Remote Sensing. 2017. Vol. 9, No. 9. C. 1–18.
37. Bhatti, S. S., Tripathi, N. K. Built-up area extraction using Landsat 8 OLI imagery. GIScience & Remote Sensing. 2014. Vol. 51, No. 4. C. 445–467.
38. Zhaoqi, W., Gang, C., Li, X., та ін. Application of a normalized difference impervious index (NDII) to extract urban impervious surface features based on Landsat TM images. International Journal of Remote Sensing. 2015. Vol. 36. C. 1–15.
39. Adamu, B., Rasul, A. Applying Built-Up and Bare-Soil Indices from Landsat 8 to Cities in Dry Climates. Land. 2018. Vol. 7.
40. Zhang, X., Li, P. A temperature and vegetation adjusted NTL urban index for urban area mapping and analysis. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2018. Vol. 135. C. 93–111.
41. Guo, W., Lu, D., Wu, Y., та ін. Mapping impervious surface distribution with integration of SNNP VIIRS-DNB and MODIS NDVI Data. Remote Sensing. 2015. Vol. 7. C. 12459–12477.
42. Zhang, Q., Li, B., Thau, D., та ін. Building a Better Urban Picture: Combining Day and Night Remote Sensing Imagery. Remote Sensing. 2015. Vol. 7, No. 9. C. 11887–11913.
43. Huete, A. R., Liu, H. Q., Batchily, K., та ін. A comparison of vegetation indices over a global set of TM images for EOS-MODIS. Remote Sensing of Environment. 1997. Vol. 59, No. 3. C. 440–451.
44. Chen, X., Jia, X., Pickering, M. A Nighttime Lights Adjusted Impervious Surface Index (NAISI) with Integration of Landsat Imagery and Nighttime Lights Data from International Space Station. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2019. Vol. 83. C. 101889.
45. Hao, R., Yu, D., Sun, Y., та ін. Integrating Multiple Source Data to Enhance Variation and Weaken the Blooming Effect of DMSP-OLS Light. Remote Sensing. 2015. Vol. 7, No. 2. C. 1422–1440.