



В. В. МIRONIUK¹, В. А. МЕЛЬНИЧЕНКО^{1,2}, М. О. ЛАКИДА¹, А. Ю. ТЕРЕНТЬЄВ¹, Г. С. ДОМАШОВЕЦЬ¹

¹ Національний університет біоресурсів і природокористування України, м. Київ, Україна

² ВО "Укрдержліспроєкт", м. Ірпінь, Україна

ЗНАЧЕННЯ ЧАСОВИХ РЯДІВ СУПУТНИКОВОГО ЗНІМАННЯ ТА ІСТОРИЧНИХ ДАНИХ ЛІСОВПОРЯДКУВАННЯ ДЛЯ ІНВЕНТАРИЗАЦІЇ ЛІСІВ УКРАЇНИ

Досліджено ефективність картографування лісового покриву за часовими рядами супутникових знімків Landsat і Sentinel 2. Окрім цього, проаналізовано потенціал поєднання проб національної інвентаризації лісів (НІЛ) із матеріалами лісовпорядкування для територій, де польовий збір даних неможливий. Дослідження виконано в межах Сумської області зі залученням 168 пробних ділянок, на яких отримано показники НІЛ упродовж 2021 року. Дослідні дані додатково охоплювали 56 лісових насаджень, що перетинали відібрані проби НІЛ, із оновленими станом на 2018 р. матеріалами лісовпорядкування. Для створення навчальної вибірки та картографування лісового покриву виконано візуальну інтерпретацію 776 ділянок НІЛ, використовуючи знімки Google Earth Pro. Кожній ділянці зазначено атрибути типу земельного покриву та дати знімка, за яким земельний покрив ідентифіковано з найбільшою вірогідністю. Темпоральні траєкторії безхмарних спостережень Landsat (30 м) і Sentinel 2 (10 і 20 м) за 2017-2023 рр. були "вирівняні" за допомогою моделей гармонічної регресії алгоритму сегментації CCDC (англ. *Continuous Change Detection and Classification*). На основі різночасової інтерпретації земельного покриву та відповідних спектральних показників виконано незалежну класифікацію знімків на трьох рівнях просторового розрізнення супутникових знімків. Загальна точність класифікації типів земельного покриву становила приблизно 90 % і майже не відрізнялася для даних Landsat і Sentinel 2. Показники точності користувача та виробника класифікації лісового покриву досягли на 3 % більших значень для Sentinel 2 (просторове розрізнення 10 і 20 м) порівняно з Landsat (30 м). Загалом виявлено, що знімки вищого просторового розрізнення дають змогу виявити більшу площу вкритих лісовою рослинністю територій. Різниця між площею лісового покриву, оціненою за знімками Sentinel 2, була на 1,6 % більшою порівняно з Landsat. Зважаючи на технічні можливості забезпечити класифікацію за різного просторового розрізнення та отримані результати, перспективнішими для НІЛ України є часові ряди знімків Sentinel 2 (20 м). У роботі також виявлено середній ступінь кореляції (коефіцієнт кореляції становить 0,5) між оцінками сум площ перерізів для проб НІЛ і відповідних даних за лісовпорядкуванням. Зроблено висновок, що історичні матеріали лісовпорядкування мають певний потенціал для оновлення лісових карт за часовими рядами супутникових знімків тільки територій, де тимчасово (5-10 років) неможливо забезпечити збір актуальних даних НІЛ.

Ключові слова: класифікація; площа лісів; темпоральна сегментація; алгоритм сегментації CCDC.

Вступ / Introduction

Національна інвентаризація лісів (НІЛ) України забезпечує незалежне оцінювання показників лісового фонду на підставі обстеження мережі вибірових ділянок, які розподілені по всій території країни. Незважаючи на те, що законодавчо НІЛ спрямована на отримання переважно "узагальненої інформації щодо лісів" (Закон України № 643-IX, 2020), її роль у сучасних умовах

треба розглядати значно ширше. Передусім до цього спонукає тривалий міжнародний досвід інвентаризації лісів різних країн, який доводить, що дані вибірових ділянок можуть ефективно поєднуватися з матеріалами дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) та слугувати основою лісових карт [12]. За умов широкомасштабної російської агресії НІЛ постала перед серйозною проблемою, оскільки забезпечити навіть вибірове обстеження лісових насаджень на великих територіях, що зазнали

Інформація про авторів:

МIRONIUK Віктор Валентинович, д-р с.-г. наук, професор, кафедра таксації лісу та лісового менеджменту.

Email: victor.myroniuk@nubip.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-5961-300X>

МЕЛЬНИЧЕНКО Віктор Анатолійович, аспірант, кафедра таксації лісу та лісового менеджменту; генеральний директор.

Email: v.melnychenko@lisproekt.gov.ua; <https://orcid.org/0000-0003-2707-5267>

ЛАКИДА Марина Олексіївна, канд. с.-г. наук, доцент, кафедра лісівництва. Email: maryna.lakyda@nubip.edu.ua;

<https://orcid.org/0000-0001-9973-9849>

ТЕРЕНТЬЄВ Андрій Юрійович, канд. с.-г. наук, доцент, кафедра таксації лісу та лісового менеджменту.

Email: andriy.terentyev@nubip.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0001-9845-3638>

ДОМАШОВЕЦЬ Галина Степанівна, канд. с.-г. наук, доцент, кафедра таксації лісу та лісового менеджменту.

Email: domashovets@nubip.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0002-7483-8979>

Цитування за ДСТУ: МIRONIUK В. В., МЕЛЬНИЧЕНКО В. А., ЛАКИДА М. О., ТЕРЕНТЬЄВ А. Ю., ДОМАШОВЕЦЬ Г. С. Значення часових рядів супутникового знімання та історичних даних лісовпорядкування для інвентаризації лісів України. Науковий вісник НЛТУ України. 2023, т. 33, № 5. С. 21–27.

Citation APA: Myroniuk, V. V., Melnychenko, V. A., Lakyda, M. O., Terentiev, A. Yu., & Domashovets, H. S. (2023). Role of satellite time series and historical forest management planning data in forest inventory of Ukraine. *Scientific Bulletin of UNFU*, 33(5), 21–27.

<https://doi.org/10.36930/40330503>

впливу бойових дій, виявилось практично неможливим. Отже, система НІЛ України потребує вдосконалення чинної методики з урахуванням сучасного досвіду, умов збирання польових даних та доступних джерел додаткової інформації, які можуть забезпечити підтримку потреб лісоуправління.

Об'єкт дослідження – методологія інвентаризації лісів на основі поєднання наземних і дистанційних спостережень.

Предмет дослідження – ефективність оцінювання площі та показників лісових насаджень під час НІЛ України з використанням супутникових знімків і матеріалів лісовпорядкування.

Мета роботи – обґрунтувати доцільність використання різночасових даних дистанційного зондування Землі різного просторового розрізнення та матеріалів лісовпорядкування для виконання завдань НІЛ України.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- 1) визначити доцільність використання часових рядів супутникового знімання Landsat та Sentinel 2 з просторовим розрізненням 10-30 м для картографування лісів під час НІЛ;
- 2) обґрунтувати можливість доповнення даних НІЛ матеріалами лісовпорядкування задля розширення обсягу первинного обсягу референтних даних (передусім для територій, що недоступні для польового збирання).

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дані ДЗЗ у лісовій інвентаризації застосовуються упродовж тривалого часу [13]. Наразі визначено пріоритетні напрями використання даних ДЗЗ для підсилення інформативності оцінок інвентаризації лісів, в яких окрема роль відводиться супутниковим знімкам різного просторового розрізнення, аерофотознімання та активним методам ДЗЗ [25]. Враховуючи сучасні можливості забезпечити покриття всієї території однотипними матеріалами ДЗЗ, супутникові знімки, які доступні на безоплатній основі, мають найбільше значення для вирішення поточних проблем НІЛ України. У цьому сенсі в Україні виконували різні проекти щодо моніторингу лісів на основі даних Landsat [8, 23, 24]. Проте практичному застосуванню даних НІЛ України приділяли значно менше уваги, про що свідчить обмежений перелік наукових робіт у цьому напрямі [14, 15]. Однак ці публікації засвідчили значний потенціал для застосування матеріалів мультиспектрального знімання для потреб інвентаризації лісів.

Лісові карти, створені на основі спільного використання даних інвентаризації лісів і супутникового знімання, можуть застосовуватися для різних завдань обліку лісів, що не обмежується виключно представленням просторового поширення лісів і їхніх атрибутивних показників. Наразі такі карти можуть стати основою для достовірного оцінювання площі лісів малих територій (англ. *Small Area Estimation*) [2], а також показників лісових насаджень за допомогою моделей [22]. Супутникове знімання є ключовою умовою для переходу від точкових оцінок таксаційних показників на пробі до представлення просторового розподілу цих показників на рівні ландшафту [20].

У методичному сенсі існують різні підходи до поєднання наземних і дистанційних спостережень. На практиці для потреб інвентаризації лісів найчастіше застосовують непараметричні методи картографування

лісового покриву та прогнозування таксаційних показників. Зокрема, метод класифікації Random Forest (RF) чи "випадковий ліс" широко використовують як у режимі класифікації для картографування дискретних класів [11], так і режимі регресії для прогнозування неперервних значень показників [17]. Однак у контексті прогнозування істотно більше значення для інвентаризації має метод найближчих сусідів (k-NN) [7]. Перевага цього методу полягає у відносній простоті та можливості збереження на рівні пікселя растрової карти коваріації між показниками, що спостерігається на пробі [9]. Останнім часом щораз більше досліджень спрямовано на використання непараметричних методів класифікації для прогностичного картографування таксаційних показників із використанням часових рядів супутникових спостережень [18].

Точність просторових оцінок залежить від точності математичних моделей, а також від якості та обсягу польових даних. Через обмежений доступ до великої кількості пробних ділянок і недостатнє фінансування польового збирання даних, існує потреба в додаткових джерелах інформації, що здатні надати підтримку НІЛ України. Розглядають можливість залучення навіть історичних даних, що збиралися в минулому [15], враховуючи дані лісовпорядкування. Для визначення перспектив їхнього використання в поєднанні з даними ДЗЗ потрібно застосовувати складніші алгоритми на основі аналізу часових рядів супутникового знімання, адже забезпечення темпорального узгодження між датами обміру лісових насаджень і ДЗЗ є принциповим питанням. Враховуючи зазначене, у цій роботі досліджено способи підвищення ефективності НІЛ України в сучасних умовах завдяки залученню часових рядів супутникового знімання, історичних даних НІЛ та лісовпорядкування для отримання актуальних даних про ліси.

Матеріали та методи дослідження. Дослідження виконано на території Сумської області, де в 2021 р. обстежували лісові насадження згідно з запроєктованою мережею пробних ділянок НІЛ України ($n = 776$). У роботі використано 168 пробних ділянок, що потрапили на вкриті лісовою рослинністю ділянки. Оброблення матеріалів і визначення середніх значень таксаційних показників лісових насаджень на 1 га виконано Центром НІЛ України.

У дослідженні також залучено матеріали базового лісовпорядкування 2018 року. Вони охоплювали атрибутивну інформацію та периметри лісових насаджень, що перетинали 50-метрові буферні зони навколо обстежених пробних ділянок. У такий спосіб ідентифіковано тільки 56 лісових насаджень з оновленою атрибутивною інформацією лісовпорядкування станом на 2018 р., де були закладені пробні ділянки НІЛ України. За значеннями стовбурового запасу деревини, відносної повноти насаджень і відповідних таблиць ходу росту деревостанів для відповідної породи [4] розраховано суму площ перерізів дерев у кожному відібраному насадженні:

$$G = \sum_{i=1}^k G_i, \quad \forall G_i = G_i^{1,0} \cdot P_i,$$

де: G – сума площ перерізів у лісовому насадженні, $\text{м}^2 \cdot \text{га}^{-1}$; G_i – сума площ перерізів i -тої деревної породи в насадженні; $G_i^{1,0}$ – сума площ перерізів i -тої деревної породи нормального насадження за таблицями ходу росту, $\text{м}^2 \cdot \text{га}^{-1}$; P_i – відносна повнота для i -тої деревної

породи за матеріалами лісовпорядкування; k – кількість деревних порід у насадженні.

На основі всієї мережі вибірових ділянок ($n = 776$) виконано візуальну інтерпретацію земельного покриття з виділенням таких класів: 1) лісовий покрив; 2) інші типи деревної рослинності; 3) травостої; 4) сільськогосподарські угіддя; 5) водно-болотні угіддя; 6) відкриті водойми; 7) інфраструктура. Для цього використано плагін Collect Earth [3], що дає змогу ефективно аналізувати часові ряди знімків Google Earth Pro. Інтерпретацію виконано впродовж 2018-2023 рр., орієнтуючись на дату знімків, для якої не відбувалося істотних змін земельного покриття. Критерієм для виділення відповідного класу була мінімальна площа ділянки (понад 0,3 га).

У роботі використано супутникові знімки Landsat та Sentinel 2, що пройшли геометричну та радіометричну корекцію з приведенням показників відбиття на поверхні землі. Аби узгодити період знімання, часові серії сформовано для періоду 28.03.2017-06.06.2023 рр., коли були доступні дані обох систем ДЗЗ. Доступ та оброблення супутникових знімків виконано за допомогою платформи Google Earth Engine. На відміну від багатьох досліджень, що застосовують сезонні мозаїки супутникових знімків, у роботі використано алгоритм темпоральної сегментації часових рядів супутникового знімання CCDC (англ. *Continuous Change Detection and Classification*) [27]. Цей алгоритм використовує гармонічну регресію, що дає змогу згладити сезонні та річні коливання спектрального відбиття, пов'язані з фенологічними змінами рослинності. Алгоритм використовує всі доступні супутникові знімки, очищені від хмар, тіней від хмар і снігу, та розбиває часовий ряд супутникових спостережень на рівні окремого пікселя на послідовність темпоральних сегментів. Окремі сегменти відповідають стабільним траєкторіям спектральних спостережень без істотних змін земельного покриття, а відповідні коефіцієнти моделей гармонічної регресії дають змогу створити синтетичне зображення в межах діапазону дат з наявними супутниковими знімками. Сегментацію супутникових знімків виконано на основі всіх доступних спектральних каналів, трьох перших компонент перетворення TCT (англ. *Tasseled Cap Transformation*), вегетаційних індексів NBR (англ. *Normalized Burn Ratio*) та NDVI (англ. *Normalized Difference Vegetation Index*). У такий спосіб незалежно здійснено сегментацію трьох колекцій супутникових знімків: Landsat з просторовим розрізненням 30 м (L30); Sentinel 2 з просторовим розрізненням 20 м (S20); Sentinel 2 з просторовим розрізненням 10 м (S10).

Доцільність використання знімків різного просторового розрізнення досліджено на основі точності класифікації лісового покриття. Для цього використано модель Random Forest (RF), що поєднувала синтетичні значення компонент TCT та вегетаційного індексу NBR (решта змінних не мала істотного впливу на покращен-

ня точності класифікаційної моделі), прогнозованих для початку (15 квітня), середини (15 липня) та кінця (15 жовтня) сезону вегетації. Ці змінні доповнено коефіцієнтами гармонічної регресії CCDC та її похідними (фаза, амплітуда, щільність спостережень у межах сегмента). Дати візуальної інтерпретації пробних ділянок НІЛ були сполучені з відповідними сегментами CCDC-зображень. Моделі RF незалежно опрацьовувалися та застосовувалися до часових рядів L30, S20 і S10 для 2022 р., щоб отримати карту земельного покриття Сумської області. Лісову маску створено після бінарної перекласифікації тематичної карти земельного покриття на два класи – "ліс" і "не ліс".

Точність лісової маски оцінено на основі методики крос-валідації. Вона передбачала тренування моделі RF на $n-1$ спостережень навчальної вибірки, тобто з виключенням одного спостереження (LOO – Leave-one-out), для якого виконувалося прогнозування. Фактичні та прогнозовані у такий спосіб дані використано для створення матриці помилок за методикою оцінювання точності тематичних карт [19]. На основі матриці помилок обчислювали загальну точність (OA – overall accuracy), точність користувача (UA – user's accuracy) і точність виробника (PA – producer's accuracy) та 95 % довірчі інтервали їхніх оцінок.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Вплив просторового розрізнення супутникових знімків на точність лісових карт. Загальна точність класифікації типів земельного покриття для всіх трьох колекцій супутникових знімків виявилася близькою та орієнтовно становила 90 %. Стосовно класифікації лісового покриття, простежували певні розходження в отриманих показниках точності користувача та виробника (табл. 1). На основі супутникових знімків Sentinel 2 (просторове розрізнення 10 і 20 м) вдалося досягти на 3 % вищу точність, що вимірюється показниками UA та PA, порівняно зі знімками Landsat (30 м). Принципових відмінностей між точністю класифікації за допомогою часових рядів Sentinel 2 різного просторового розрізнення не простежували. Характерними для класифікації земельного покриття були вищі значення точності виробника (96-99 %), ніж користувача (91-93 %), що свідчить про меншу ймовірність появи помилок пропуску (omission errors), аніж помилок включення (commission errors). Загалом можливі відхилення оцінок точності класифікації змінюються в межах $\pm 2-5$ %.

На підставі отриманих результатів можна зробити висновок, що за більшого просторового розрізнення супутникових знімків існує можливість виявити більшу площу територій, вкритих лісовою рослинністю. Різниця між оцінками за супутниковими знімками Sentinel 2 порівняно з Landsat сягає +1,6 %.

Табл. 1. Точність класифікації лісового покриття Сумської області за часовими серіями знімків Landsat і Sentinel 2 / Accuracy of forest cover classification within Sumy Oblast using Landsat and Sentinel-2 time series

Часовий ряд	Площа, тис. га		Скорегована частка площі	Точність користувача (UA)	Точність виробника (PA)	Загальна точність
	оцінена за картою	скорегована за матрицею помилок				
L ₃₀	559,8	531,6 ^{±36,2}	0,223 ^{±0,015}	0,909 ^{±0,051}	0,956 ^{±0,039}	0,896 ^{±0,023}
S ₂₀	606,1	569,3 ^{±30,5}	0,239 ^{±0,013}	0,926 ^{±0,047}	0,989 ^{±0,019}	0,906 ^{±0,024}
S ₁₀	594,0	569,3 ^{±32,5}	0,239 ^{±0,014}	0,933 ^{±0,045}	0,971 ^{±0,031}	0,907 ^{±0,023}

Примітка: L₃₀ – Landsat 30 м; S₂₀ – Sentinel 20 м; S₁₀ – Sentinel 10 м.

Окрім показників точності класифікаційних моделей, важливе значення має технічна можливість реалізації підходу з урахуванням наявних технічних засобів оброблення інформації. Незважаючи на те, що хмарна платформа GEE істотно перевищує обчислювальні можливості персональних комп'ютерів, існують реальні обмеження щодо її застосування у разі потреби збереження великих обсягів інформації. У дослідженні встановлено загальний обсяг інформації, отриманий унаслідок темпоральної сегментації колекцій супутникових знімків для території Сумської області різними системами і просторового розрізнення. Зокрема, для колекцій періоду 2017-2023 рр. він становив: L30 ~50 Гб; S20 ~110 Гб; S10 ~425 Гб. Нелінійний приріст обсягу інформації за зменшення розміру пікселя від 30 до 10 м та сталих інших умов (часовий період, кількість спектральних каналів) спонукає до використання під час НІЛ України часових рядів супутникового знімання S20.

Задля визначення потенційних недоліків класифікації лісового покриву проаналізовано матрицю помилок для колекції S20. За нею визначено, що помилки класифікації лісового покриву можуть бути пов'язані з подібними спектральними характеристиками інших тематичних класів, на яких присутня деревна рослинність. Передусім це стосується класу "Інші типи деревної рослинності", до якого під час інтерпретації віднесено присадибні ділянки з деревами, куртини дерев серед відкритих ландшафтів тощо (табл. 2). Аналогічне твердження стосується водно-болотних угідь, на яких теж присутня деревна рослинність. Незважаючи на це, їхній вплив не був істотний, оскільки обидва класи займали на карті земельного покриву відносно малу частку площі, відповідно 3 і 1 %.

Табл. 2. Точність класифікації типів земельного покриву за часовими рядами Sentinel 2 (S20) / Accuracy of land cover types classification using Sentinel-2 (S20) time series

Класифіковані дані	Частка площі тематичного класу	Точність користувача (UA)	Точність виробника (PA)
Лісовий покрив	0,249	0,926 ^{±0,047}	0,989 ^{±0,019}
Інші типи деревної рослинності	0,034	0,667 ^{±0,279}	0,420 ^{±0,149}
Травостої	0,105	0,702 ^{±0,120}	0,769 ^{±0,111}
Сільськогосподарські угіддя	0,585	0,947 ^{±0,023}	0,991 ^{±0,010}
Водно-болотні угіддя	0,009	0,750 ^{±0,490}	0,215 ^{±0,157}
Відкриті водойми	0,006	0,999 ^{±0,000}	0,999 ^{±0,000}
Інфраструктура	0,012	0,889 ^{±0,218}	0,399 ^{±0,179}

Завдяки використанню в алгоритмі класифікації темпоральних траєкторій спектральних показників упродовж року, сільськогосподарські (орні) землі взагалі не вплинули на точність лісової маски і класифікувалися з найвищою точністю серед усіх класів. Найнижчу якість класифікації отримано для тематичних класів, які були найменше представлені на території Сумської області (за винятком відкритих водойм).

Отримані результати свідчать про важливе значення часових рядів супутникового знімання у вдосконаленні методики НІЛ України. Сучасні виклики унеможливають виконання польових робіт у повному обсязі, оскільки велика частина території країни недоступна для збирання даних. Водночас значні площі лісових насаджень у зонах бойових дій пошкоджені або повністю

знищені. Перелічені чинники, а також недостатнє фінансування НІЛ змушує залучати альтернативні підходи до картографування та оцінювання показників лісового фонду. Часові ряди супутникових знімків Landsat і Sentinel 2 можуть надати вагому підтримку в цьому дослідженні.

Для картографування лісів в Україні потрібно велику кількість супутникових знімків. Зазвичай знімки поєднують у вигляді безхмарних мозаїк для певного інтервалу часу (сезон, рік тощо) [10]. Для ситуації, що сформувалася в Україні, такий підхід може виявитися неефективним, оскільки даних НІЛ одного року збирання може виявитися недостатньо для створення належної якості карт. Отже, доводиться залучати різночасові дані, зібрані впродовж кількох років. Істотною проблемою у разі залучення мозаїк за різні роки знімання створює неузгодженість в часі динаміка спектральних значень одного й того ж пікселя знімків. Вона може бути спричинена умовами погоди чи неякісним фільтруванням хмар, тіней від хмар чи снігового покриву. Більшу перевагу в цьому аспекті матимуть "згладжені" часові ряди на основі моделей [1].

Отримані результати продемонстрували, що алгоритм CCDC може успішно застосовуватися за різного просторового розрізнення (тобто, Landsat – 30 м, Sentinel 2-20 і 10 м). У контексті НІЛ України важливо враховувати не тільки точність отриманих карт, а й технічні можливості оброблення великого обсягу даних. За високого просторового розрізнення проявляються певні складнощі оброблення даних ДЗЗ навіть за допомогою хмарної платформи GEE. Цю особливість потрібно враховувати для вдосконалення методичних підходів до інвентаризації лісів, адже зберігання та опрацювання великих обсягів інформації потребуватиме додаткових фінансових витрат. Водночас алгоритм CCDC виявився надзвичайно ефективним за використанням даних, зібраних у різні періоди часу. Він дає змогу чітко поєднувати дати збирання польових даних чи візуальної інтерпретації знімків з відповідними "синтетичними" зображеннями супутникових знімків, сформованих за допомогою моделей гармонічної регресії.

Отримані в роботі показники площі лісового покриву відрізняються від офіційно визнаних, оскільки в ДЗЗ застосовують інші підходи до інтерпретації поняття "ліс". За супутниковими знімками переважно ідентифікується ліс у біофізичному визначенні як територія, вкрита деревною рослинністю з мінімальними значеннями висоти та зімкнутості. Звідси отримують зазвичай більші значення площі лісів (завдяки, наприклад, міським лісам), ніж це враховано в державному обліку лісів. Для визначення реальної площі вкритих лісовою рослинністю ділянок потрібно обліковувати тільки ті пікселі, що знаходяться в межах визнаних границь лісового фонду. З іншого боку, карти, розроблені методами ДЗЗ, дають змогу вирішувати інші завдання, враховуючи визначення площі необлікованих самосівних лісів на покинутих сільськогосподарських землях. Загалом обчислена площа лісів Сумської області перебуває в межах довірчих інтервалів аналогічних оцінок, зроблених у попередніх дослідженнях [15, 16].

Узгодженість проб НІЛ і матеріалів лісовпорядкування. Узгодженість між даними НІЛ та показниками відповідних лісових насаджень за атрибутивною базою лісовпорядкування оцінено просторовим зіставленням

значень сум площ перерізів деревостанів (рисунок). Дослідження продемонструвало певну узгодженість між отриманими показниками сум площ перерізів деревостанів, що характеризується коефіцієнтом кореляції 0,5. Поступове збільшення мінливості між даними, отриманими за різними методами, простежується якщо $G > 20 \text{ м}^2 \cdot \text{га}^{-1}$. Серед потенційних причин виявленої ситуації можна віднести розходження між методами таксації лісових насаджень під час НІЛ та лісовпорядкування, а також потрапляння пробних площ у нетипову частину насаджень. Особливістю проаналізованих даних є відсутність істотного систематичного зміщення між значеннями сум площ перерізів, що може призвести до заниження чи завищення середніх оцінок по області.

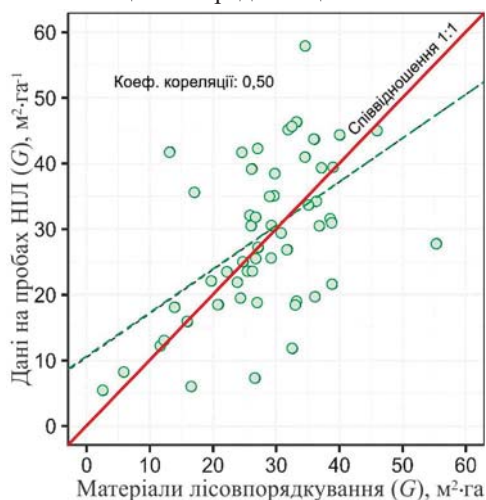


Рисунок. Взаємозв'язок між оцінками сум площ перерізів деревостанів за даними лісовпорядкування та НІЛ (штрихова лінія відображає реальне співвідношення між оцінками сум площ перерізів за двома підходами) / Correlation between basal area estimates based on FMP and NFI data (the dashed line indicates actual relationships between basal area estimates extracted via both approaches)

Увага до потенціалу матеріалів лісовпорядкування в статистичному оцінюванні показників НІЛ України нині є обґрунтованою, оскільки значні території недоступні для польового збирання даних. Відмінності в цих методах призводять до того, що оцінки таксаційних показників на рівні лісових насаджень і проб НІЛ є узгодженими. Цей факт підтверджує недостатньо тісний зв'язок (коефіцієнт кореляції становить приблизно 0,5) між оцінками загальної суми площ перерізів дерев у насадженні. Можна припустити, що зв'язок між іншими показниками буде ще слабшим. З огляду на це, дослідження не виявило достатньо причин для доповнення мережі проб НІЛ матеріалами лісовпорядкування, щоб збільшити обсяг інформації під час статистичного оцінювання таксаційних показників. Водночас, існують передумови до використання цих матеріалів тільки для територій, де тривалий час не оновлювалися або не зможуть бути оновлені дані про показники лісового фонду в найближчій перспективі (5-10 років). До таких територій варто віднести тимчасово окуповані території або ділянки, забруднені мінами чи боеприпасами, що не вибухнули. У цьому разі існує можливість створення карт для основних атрибутів, наприклад загальний стовбуровий запас, домінуючий деревний вид. При цьому "згладжені" часові ряди супутникових знімків можуть сприяти використанню історичних атрибутивних даних тільки після їхнього ретельного візуального аналізу.

Обговорення результатів дослідження. Виконана робота ґрунтується на одному з найбільш вживаних алгоритмів темпоральної сегментації часових рядів супутникового знімання. Подібно до нещодавніх досліджень [5, 6], алгоритм CCDC дав змогу отримати узгоджені часові ряди супутникових знімків, що є передумовою для ефективного картографування лісів. Завдяки використанню в класифікації інформації про темпоральні траєкторії спектральних показників точність розробленої карти лісового покриття виявилася дещо вищою, порівняно з аналогічною картою для Сумської області, створеної за сезонними мозаїками знімків [16]. При цьому відстежування стану лісових ділянок (які можуть бути тимчасово не вкритими лісовою рослинністю) за часовими рядами супутниковими знімками потенційно наближує оцінку площі лісів до офіційного визначення, на чому наголошують сучасні дослідження [26]. Зі збільшенням тривалості спостережень, часові ряди Sentinel 2 набувають щораз більшої уваги під час моніторингу лісів. Аналогічно до попередніх досліджень [21], близькі оцінки площі лісів засвідчили узгодженість між знімками Sentinel 2 і Landsat, проте дані Sentinel 2 забезпечили вищу точність завдяки більшому просторовому розрізненню знімків.

Отже, за результатами виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – вперше для України застосовано алгоритм темпоральної сегментації часових рядів Sentinel 2 для картографування лісового покриття.

Практична значущість результатів дослідження – розроблене науково-методичне забезпечення картографування лісів за часовими рядами супутникових знімків можна застосовувати під час НІЛ України.

Висновки / Conclusions

Обґрунтовано доцільність використання різночасових даних дистанційного зондування Землі різного просторового розрізнення та матеріалів лісовпорядкування для виконання завдань НІЛ України. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Проаналізовано можливі способи вдосконалення методики НІЛ України за допомогою даних ДЗЗ та матеріалів лісовпорядкування. Результати роботи свідчать про те, що часові ряди супутникових знімків мають важливе значення під час інвентаризації лісів, оскільки дають змогу використовувати референтні дані, що збиралися в різний час.

2. З'ясовано, що стосовно просторового розрізнення, знімки Sentinel 2 з просторовим розрізненням 20 м виявилися більш доцільними, оскільки забезпечили приріст точності порівняно зі знімками Landsat. Використання даних Sentinel 2 з просторовим розрізненням 10 м має неістотні переваги в точності отриманих карт лісового покриття, проте потребує значно більше ресурсів для зберігання та оброблення даних.

3. Встановлено, що матеріали лісовпорядкування мають певний потенціал для оновлення лісових карт тільки територій, де тимчасово (5-10 років) неможливо забезпечити збір актуальних польових матеріалів. Їх доцільно використовувати для картографування тільки загальних

атрибутивних показників лісових насаджень, таких як стовбуровий запас деревостанів.

Подяки

Дослідження виконано за фінансової підтримки проєкту "Technical Support to Forest Policy Development and National Forest Inventory Implementation" (SFI), номер проєкту W-UKR 22-01. Автори висловлюють подяку Axel Weinreich за слушні поради під час дослідження.

References

1. Adams, B., Iverson, L., Matthews, S., Peters, M., Prasad, A., & Hix, D. M. (2020). Mapping Forest Composition with Landsat Time Series: An Evaluation of Seasonal Composites and Harmonic Regression. *Remote Sensing*, 12(4), 610. <https://doi.org/10.3390/rs12040610>
2. Bell, D. M., Wilson, B. T., Werstak, C. E., Oswalt, C. M., & Perry, C. H. (2022). Examining k-Nearest Neighbor Small Area Estimation Across Scales Using National Forest Inventory Data. *Frontiers in Forests and Global Change*, 5. <https://doi.org/10.3389/ffgc.2022.763422>
3. Bey, A., Sánchez-Paus Díaz, A., Maniatis, D., Marchi, G., Mollicone, D., Ricci, S., Bastin, J.-F., Moore, R., Federici, S., Rezende, M., Patriarca, C., Turia, R., Gamoga, G., Abe, H., Kaidong, E., & Miceli, G. (2016). Collect Earth: Land Use and Land Cover Assessment through Augmented Visual Interpretation. *Remote Sensing*, 8(10), 807. <https://doi.org/10.3390/rs8100807>
4. Bilous, A. M., Kashpor, S. M., Myroniuk, V. V., Svychnyk, V. A., & Lesnik, O. M. (Eds.). (2020). *Forest Inventory Handbook*. Dnipro: Lira LTD, 364. [In Ukrainian].
5. Bullock, E. L., Woodcock, C. E., & Olofsson, P. (2020). Monitoring tropical forest degradation using spectral unmixing and Landsat time series analysis. *Remote Sensing of Environment*, 238. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.011>
6. Chen, S. (2021). Monitoring temperate forest degradation on Google Earth Engine using Landsat time series analysis. *Remote Sensing of Environment*, 22.
7. Chirici, G., Mura, M., McNerney, D., Py, N., Tomppo, E. O., Waser, L. T., Travaglini, D., & McRoberts, R. E. (2016). A meta-analysis and review of the literature on the k-Nearest Neighbors technique for forestry applications that use remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 176, 282–294. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.02.001>
8. Griffiths, P., Kuemmerle, T., Baumann, M., Radeloff, V. C., Aburudan, I. V., Lieskovsky, J., Munteanu, C., Ostapowicz, K., & Hostert, P. (2014). Forest disturbances, forest recovery, and changes in forest types across the Carpathian ecoregion from 1985 to 2010 based on Landsat image composites. *Remote Sensing of Environment*, 151, 72–88. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.04.022>
9. Henderson, E. B., Ohmann, J. L., Gregory, M. J., Roberts, H. M., & Zald, H. (2014). Species distribution modelling for plant communities: Stacked single species or multivariate modelling approaches? *Applied Vegetation Science*, 17(3), 516–527. <https://doi.org/10.1111/avsc.12085>
10. Hermosilla, T., Wulder, M. A., White, J. C., Coops, N. C., Hobart, G. W., & Campbell, L. B. (2016). Mass data processing of time series Landsat imagery: Pixels to data products for forest monitoring. *International Journal of Digital Earth*, 9(11), 1035–1054. <https://doi.org/10.1080/17538947.2016.1187673>
11. Immitzer, M., Neuwirth, M., Böck, S., Brenner, H., Vuolo, F., & Atzberger, C. (2019). Optimal Input Features for Tree Species Classification in Central Europe Based on Multi-Temporal Sentinel-2 Data. *Remote Sensing*, 11(22), 2599. <https://doi.org/10.3390/rs11222599>
12. Lister, A. J., Andersen, H., Frescino, T., Gatzliolis, D., Healey, S., Heath, L. S., Liknes, G. C., McRoberts, R., Moisen, G. G., Nelson, M., Riemann, R., Schleeweis, K., Schroeder, T. A., Westfall, J., & Wilson, B. T. (2020). Use of Remote Sensing Data to Improve the Efficiency of National Forest Inventories: A Case Study from the United States National Forest Inventory. *Forests*, 11(12). <https://doi.org/10.3390/f11121364>
13. McRoberts, R. E., & Tomppo, E. (2007). Remote sensing support for national forest inventories. *Remote Sensing of Environment*, 110(4), 412–419. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.09.034>
14. Mironiuk, V. V. (2019). Deshifruvannia vidovogo skladu lisovikh nasadzen za danimi sezonnikh mozaik suputnikovikh znmkiv Landsat i vibirkovoi inventarizatsii lisiv. *Naukovi Praci Lisivnic-hoi Akademii Nauk Ukrainy*, 19, 135–143.
15. Myroniuk, V., Bell, D. M., Gregory, M. J., Vasylyshyn, R., & Bilous, A. (2022). Uncovering forest dynamics using historical forest inventory data and Landsat time series. *Forest Ecology and Management*, 513. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2022.120184>
16. Myroniuk, V., Kutia, M., Sarkissian, A. J., Bilous, A., & Liu, Sh. (2020). Regional-Scale Forest Mapping over Fragmented Landscapes Using Global Forest Products and Landsat Time Series Classification. *Remote Sensing*, 12(1), 187. <https://doi.org/10.3390/rs12010187>
17. Obata, S., Cieszewski, C. J., Lowe, R. C., & Bettinger, P. (2021). Random Forest Regression Model for Estimation of the Growing Stock Volumes in Georgia, USA, Using Dense Landsat Time Series and FIA Dataset. *Remote Sensing*, 13(2), 218. <https://doi.org/10.3390/rs13020218>
18. Ohmann, J. L., Gregory, M. J., & Roberts, H. M. (2014). Scale considerations for integrating forest inventory plot data and satellite image data for regional forest mapping. *Remote Sensing of Environment*, 151, 3–15. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.048>
19. Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., & Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42–57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>
20. Pasquarella, V. J., Holden, C. E., Kaufman, L., & Woodcock, C. E. (2016). From imagery to ecology: Leveraging time series of all available Landsat observations to map and monitor ecosystem state and dynamics. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2(3), 152–170. <https://doi.org/10.1002/rse2.24>
21. Runge, A., & Grosse, G. (2020). Mosaicking Landsat and Sentinel-2 Data to Enhance LandTrendr Time Series Analysis in Northern High Latitude Permafrost Regions. *Remote Sensing*, 12(15). <https://doi.org/10.3390/rs12152471>
22. Saarela, S., Holm, S., Grafström, A., Schnell, S., Næset, E., Gregoire, T. G., Nelson, R. F., & Ståhl, G. (2016). Hierarchical model-based inference for forest inventory utilizing three sources of information. *Annals of Forest Science*, 73(4), 895–910. <https://doi.org/10.1007/s13595-016-0590-1>
23. Stefanski, J., Chaskovsky, O., & Waske, B. (2014). Mapping and monitoring of land use changes in post-Soviet western Ukraine using remote sensing data. *Applied Geography*, 55, 155–164. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.08.003>
24. Stefanski, J., Kuemmerle, T., Chaskovsky, O., Griffiths, P., Havryluk, V., Knorn, J., Korol, N., Sieber, A., & Waske, B. (2014). Mapping Land Management Regimes in Western Ukraine Using Optical and SAR Data. *Remote Sensing*, 6(6), 5279–5305. <https://doi.org/10.3390/rs6065279>
25. White, J. C., Coops, N. C., Wulder, M. A., Vastaranta, M., Hilker, T., & Tompalski, P. (2016). Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 42(5), 619–641. <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1207484>
26. Wulder, M. A., Hermosilla, T., Stinson, G., Gougeon, F. A., White, J. C., Hill, D. A., & Smiley, B. P. (2020). Satellite-based time series land cover and change information to map forest area consistent with national and international reporting requirements. *Forestry: An International Journal of Forest Research*, 93(3), 331–343. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpaa006>
27. Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2014). Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 144, 152–171. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.011>

ROLE OF SATELLITE TIME SERIES AND HISTORICAL FOREST MANAGEMENT PLANNING DATA IN FOREST INVENTORY OF UKRAINE

The paper presents the results of investigation of the efficiency of forest mapping using time series of Landsat and Sentinel-2 satellite images. In the course of research, we analysed the potential for combined use of sample plots of the National Forest Inventory (NFI) with forest management planning data (FMP) for territories where field sampling is impossible. The study was conducted within Sumy Oblast using 168 plots sampled in 2021 during the NFI field visits. Field data were complemented with 56 forest stands intersecting the sampled NFI plots with updated circa 2018 FMP data. Reference data for forest cover mapping were collected through visual interpretation of 776 NFI plots using Google Earth Pro imagery. Each sample plot was assigned attributes of land cover and image data when the land cover was identified with a higher confidence. Temporal trajectories of cloudless observations of Landsat (30 m) and Sentinel-2 (10 and 20 m) for the period of 2017–2023 were fitted using harmonic regression models of the CCDC segmentation algorithm. Satellite images of three levels of spatial resolutions were classified independently based on a multitemporal interpretation of reference land cover classes and corresponding temporal segments of spectral observations (predictors). Overall accuracy of land cover classification reached about 90 % and was almost the same for Landsat and Sentinel-2 data. Users and producers accuracies for forest classification obtained 3 % higher values for Sentinel-2 (spatial resolution 10 and 20 m) than for Landsat (30 m). Generally, the paper revealed that satellite images of higher spatial resolutions had allowed us to identify more forested areas. The difference between forested areas derived from Sentinel-2 images was 1.6 % higher than for those extracted from Landsat. Given the technical issues of pursuing classifications with high spatial resolution and obtained results, Sentinel-2 (20 m) data are more advantageous for the NFI of Ukraine. The study also revealed a medium degree of correlation (coefficient of correlation – 0.5) between estimates of basal areas on NFI plots and the corresponding forest management planning data. Thus, we have drawn the conclusion that historical FMP have some potential for updating forest maps using satellite time series only for territories, where temporal (5–10 years) field sampling is impossible.

Keywords: classification; forested area; temporal segmentation; CCDC segmentation algorithm.