



В. А. Мельниченко¹, В. В. Миронюк²

¹ ВО "Укрдержліспроект", м. Ірпінь, Україна

² Національний університет біоресурсів і природокористування України, м. Київ, Україна

ОСОБЛИВОСТІ ОЦІНЮВАННЯ СТОВБУРОВОГО ЗАПАСУ ЛІСОВИХ НАСАДЖЕНЬ ПІД ЧАС ІНВЕНТАРИЗАЦІЇ ЛІСІВ УКРАЇНИ

Оцінювання стовбурового запасу лісових насаджень для різних територіальних одиниць належить до основних завдань вибіркової інвентаризації лісів. Оскільки оцінки на підставі простої випадкової вибірки можуть мати велику мінливість, як-що обсяг даних недостатній, для підвищення точності інвентаризації лісів прийнято використовувати наявні продукти дистанційного зондування Землі (ДЗЗ) у поєднанні з пост-стратифікацією або оцінюванням за допомогою моделей. У представлений роботі проаналізовано відносну ефективність зазначених методів статистичного оцінювання, які використовують допоміжну інформацію, отриману за даними ДЗЗ. Дослідження виконано на підставі 145 ділянок національної інвентаризації лісів (НІЛ) України, обстежених у 2021 р. у Сумській області. Збирання даних виконано Центром НІЛ України за загальним національним дизайном вибірки, який поєднує випадкове розміщення кластерів із чотирьох кругових інвентаризаційних ділянок площею 500 м². Передусім, у роботі проаналізовано ефективність пост-стратифікації на підставі дискретної карти панівних деревних видів. Також для пост-стратифікації використано неперервні карти стовбурового запасу, середніх висоти та діаметра деревостанів, які були перетворені в дискретні за рівномірними інтервалами значень показників. Зазначені карти є продуктом ДЗЗ, розробленим за супутниковими знімками Sentinel 2 в україно-німецькому проєкті SFI. Далі, проаналізовано ефективність оцінювання стовбурового запасу за допомогою моделей, зокрема – узагальненої регресії. Пост-стратифіковані (за картою панівних деревних видів) оцінки середнього запасу деревостанів мали на 14 % меншу дисперсію порівняно з простою випадковою вибіркою, тоді як карта стовбурового запасу дала змогу знизити мінливість оцінок запасу на 9 %. Залучені карти середньої висоти та діаметра деревостанів не мали позитивного впливу на точність оцінювання стовбурового запасу. Найбільший приріст точності (22 %) виявлено за використанням оцінок узагальненої регресії. Перевага цього підходу полягає в тому, що оцінки базуються на ймовірнісній вибірці, яка дає змогу скорегувати помилки за моделлю (картою запасу). На підставі отриманих результатів зроблено висновок, що тематична точність карт відіграє важливу роль у оцінюванні стовбурового запасу під час інвентаризації. Автори роботи припускають, що точність карт і відповідних оцінок НІЛ України можна підвищити, використовуючи більш прогресивні методи ДЗЗ, такі як лідарне сканування лісів. Виконане дослідження створює методичну основу для обліку лісів України статистичними методами за обмежених ресурсів на проведення НІЛ.

Ключові слова: пост-стратифікація; узагальнена регресія; дисперсія; точність.

Вступ / Introduction

Запровадження у 2020 р. національної інвентаризації лісів (НІЛ) в Україні (Закон України № 643-IX від 02.06.2020 р.) стало важливим етапом переходу на загальнодержавні методи обліку лісів на національному рівні. НІЛ забезпечує збирання інформації про показники лісових насаджень, яку потрібно узагальнювати статистичними методами та використовувати для стратегічного планування в лісовому господарстві, моніторингу лісів і лісового кадастру. Задля досягнення цих завдань дані збирають за спеціально спроектованою мережею інвентаризаційних ділянок. Вона представляє регулярну сітку квадратів розміром 5×5 км, в межах кожного з яких випадково розміщують кластер (420×420 м) з чотирьох кругових інвентаризаційних ділянок. Структуру вибірки спроектовано так, щоб досягти рівномірного

покриття території країни та незміщеної оцінки показників НІЛ.

Враховуючи особливості вибірково-статистичного методу, оцінкам НІЛ обов'язково притаманний певний рівень невизначеності. Помилки інвентаризації зазвичай менші на національному рівні та зростають для оцінок на менших просторових масштабах, для яких доступний менший обсяг вибірки. За таких умов метод оцінювання за вибіркою неспроможний забезпечити однакову точність на національному та регіональному рівнях. Потреба в точній інформації про лісові ресурси спонукала до досліджень, в яких обґрунтовано можливість покращення точності оцінок для територій з недостатньою кількістю інвентаризаційних ділянок. Найбільше значення для інвентаризації лісів мають такі методи, як пост-стратифікація та оцінювання за допомогою моделей. В обох випадках ключову роль відіграють

Інформація про авторів:

Мельниченко Віктор Анатолійович, генеральний директор ВО "Укрдержліспроект". Email: v.melnichenko@lisproekt.gov.ua;
<https://orcid.org/0000-0003-2707-5267>

Миронюк 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>

Цитування за ДСТУ: Мельниченко В. А., Миронюк В. В. Особливості оцінювання стовбурового запасу лісових насаджень під час інвентаризації лісів України. Науковий вісник НЛТУ України. 2025, т. 35, № 1. С. 26–32.

Citation APA: Melnychenko, V. A., & Myroniuk, V. V. (2025). Options for growing volume estimation in the forest inventory of Ukraine. *Scientific Bulletin of UNFU*, 35(1), 26–32. <https://doi.org/10.36930/40350103>

дані дистанційного зондування Землі (ДЗЗ).

Отже, представлена робота спрямована на порівняння точності різних статистичних підходів щодо оцінювання стовбурового запасу лісових насаджень під час регіональної інвентаризації лісів України. Дослідження базується на даних, зібраних у Сумській області впродовж 2021 р., що дає змогу вказати на регіональну особливість проблеми в умовах нестачі фінансових ресурсів і російської агресії та можливі шляхи її вирішення за допомогою доступних ресурсів.

Об'єкт дослідження – статистичне оцінювання показників національної інвентаризації лісів.

Предмет дослідження – методи оцінювання середнього запасу лісових насаджень за різних статистичних підходів, що дасть змогу підвищити точність національної інвентаризації лісів України.

Мета роботи – обґрунтувати ефективні способи зменшення мінливості статистичних оцінок вибіркової інвентаризації лісів за допомогою пост-стратифікації та моделей, що дасть можливість удосконалити систему обліку лісових ресурсів України.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- 1) обґрунтувати способи пост-стратифікації вибірки для зменшення мінливості оцінок стовбурового запасу деревини, що дасть змогу використовувати дані НІЛ для регіональної оцінки лісових ресурсів України;
- 2) встановити особливості оцінювання стовбурового запасу деревостанів за допомогою моделей під час регіональної інвентаризації лісів, що забезпечить чіткі в просторовому вимірі оцінки лісових ресурсів України.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Дані ДЗЗ, як джерело допоміжної (тобто, додаткової до наземних обстежень) інформації, можуть істотно покращити точність оцінок інвентаризації лісів. Завдяки коваріації показників на інвентаризаційних ділянках та інформації, що отримують за допомогою ДЗЗ, існує можливість зменшити мінливість оцінок, використовуючи пост-стратифікацію. На практиці пост-стратифікація виконується після збирання даних і передбачає поділ вибірки на взаємовиключні страти. Для пост-стратифікації важливими є дві передумови: відома вага кожної страти; чітка ідентифікація приналежності вибіркової одиниці до конкретної страти. З огляду на це карти, отримані за допомогою ДЗЗ, розглядають як економічно ефективний інструмент для пост-стратифікації, оскільки дають змогу ефективно вирішити обидва питання.

Розмір (вага) страти та кількість вибірових одиниць у страті взаємопов'язані. Дослідження свідчать, що більша кількість страт позитивно відображається на точності оцінок, але, якщо їхня кількість надмірна, а вага мала, існує проблема появи порожніх страт. Тому доцільно виділяти не більше 4-8 страт і контролювати мінімальну кількість інвентаризаційних ділянок, що потрапили до них [16, 26].

Для пост-стратифікації можна використовувати як дискретні карти (тип землекористування, панівні деревні види тощо), так і карти з неперервними показниками (вік, стовбуровий запас). Дослідження свідчать, що стратифікація на підставі цільового атрибуту має більшу ефективність, ніж на підставі інших змінних [7]. Альтернативу може скласти показник, який тісно корелює з цільовим атрибутом. Зокрема – доведено, що для оцінювання частки лісистості території ефективними можуть бути карти зімкнутості [15], а для стовбурового запасу – карти висот деревостанів [12].

Неперервні карти створюють додаткові труднощі для розрахунку оцінок НІЛ під час пост-стратифікації [25], оскільки необхідно підібрати вдалі інтервали для границь страт. Зокрема, у дослідженні [13] продемонстровано, що стратифікація на підставі неперервних карт зімкнутості деревостанів може бути проблематичною, оскільки оптимальні границі страт для різних регіонів зазвичай відрізняються. Це ускладнює агрегацію регіональних оцінок на рівні країни. З огляду на це у дослідженні [26] вдало зазначається, що створення однорідніших страт завдяки оптимізації границь страт має очевидні переваги, проте можливість повної реалізації цих переваг у виробничих умовах є малоймовірною.

Іншим способом використання допоміжної інформації, яку отримують дистанційними методами зондування Землі, є оцінювання показників НІЛ за допомогою моделей [24]. За цим методом цільовий атрибут повинен бути спрогнозованим для кожного елемента карти (пікселя). Відхилення між отриманими прогнозними даними та фактичними даними на інвентаризаційних ділянках дають змогу усунути зміщення моделі. Вважається, що оцінювання неперервних показників за допомогою моделей простіше реалізувати, оскільки не потрібно задавати границі страт як при пост-стратифікації [13]. Проте за вдало підібраної кількості страт та їхніх границь обидва підходи забезпечують результати приблизно однакової точності [16].

Під час оцінювання показників за допомогою моделей (тобто зі залученням допоміжної інформації) застосовувалося багато різних моделей. Серед параметричних моделей ширше представлена логістична регресія [13], а серед непараметричних більшої уваги здобув метод *k* найближчих сусідів kNN (англ. *k-Nearest Neighbors*). Він має тривалу історію в інвентаризації лісів [9], а за останні роки почав впроваджуватися в НІЛ України [17, 18]. З огляд на це виникає потреба дещо ґрунтовнішого аналізу можливості статистичного оцінювання стовбурового запасу деревостанів за допомогою карт, створених на підставі kNN-методу.

Проаналізовані методи та засоби оцінювання показників інвентаризації лісів широко застосовуються в багатьох країнах, де статистичні методи стали основою національного обліку лісових ресурсів. Ситуація в Україні відрізняється, оскільки НІЛ запроваджено відносно недавно, а збирання польових даних перешкоджає триваюча російська агресія. Отже, перевірка апробованих за кордоном підходів щодо статистичного оцінювання стовбурового запасу лісових насаджень має значення для вдосконалення методики інвентаризації лісів України в умовах обмежених ресурсів для збирання польових даних.

Матеріали та методи дослідження. Територія дослідження охоплює Сумську область, де Центром НІЛ (ЦНІЛ) України в 2021 р. виконано збирання показників на інвентаризаційних ділянках. Загалом використано 145 інвентаризаційних ділянок, які були повністю вкриті лісовою рослинністю та не поділяли своєї площі між різними лісовими насадженнями. Згідно з методикою НІЛ України, інвентаризаційна ділянка – це чотири концентричні круга: основна ділянка площею 500 м², і три підділянки – 250, 50 і 10 м² з граничними діаметрами дерев, що підлягають обміру, відповідно від 26, 14, 6 і 2 см. Об'єм стовбурів облікових дерев обчислено ЦНІЛ за моделями об'єму стовбурів [2, 19] і переведено

на 1 га, враховуючи площу облікової ділянки. Стовбуровий запас на інвентаризаційній ділянці встановлено за сумою запасів на основній ділянці і трьох підділянках.

Для кожної інвентаризаційної ділянки за найбільшим значенням сум площ поперечних перерізів стовбурів встановлено панівний деревний вид. Далі панівні види об'єднано в п'ять груп залежно від типового видового складу лісових насаджень області: сосна; дуб; клен, ясен, липа; береза, вільха, тополя, верба; інші листяні деревні види. Діапазон мінливості дослідних даних: середній вік – 6÷122 років, середній діаметр – 2÷52 см, середня висота – 2÷32 м, середній запас – 5÷1016 м³·га⁻¹.

У роботі використано методи статистичного оцінювання стовбурового запасу деревостанів, які передбачають залучення допоміжної інформації, отриманої за даними ДЗЗ. Зокрема – це були пост-стратифікація та оцінка узагальненої регресії як метод оцінювання за допомогою моделей. Для порівняння точності розраховували показник відносної ефективності відповідного методу порівняно з оцінками за простою випадковою вибіркою. Загалом робота є продовженням опублікованого раніше дослідження стосовно удосконалення методики НІЛ України на підставі технологій ДЗЗ [17].

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Статистичне оцінювання стовбурового запасу. Найпростіший спосіб оцінювання середнього значення та дисперсії оцінок середнього значення під час НІЛ реалізується на підставі оцінок простої випадкової вибірки *SRS* (англ. *Simple Random Sampling*) [13]:

$$\hat{\mu}_{SRS} = \frac{1}{n} \sum_{i \in S} y_i; \quad (1)$$

$$\hat{V}(\hat{\mu}_{SRS}) = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i \in S} (y_i - \hat{\mu}_{SRS})^2, \quad (2)$$

де: $\hat{\mu}_{SRS}$ і $\hat{V}(\hat{\mu}_{SRS})$ – відповідно оцінки середнього значення та дисперсії для простої випадкової вибірки; y_i – спостереження відгука на i -й інвентаризаційній ділянці; S – вибіркова сукупність обсягом n спостережень.

Перевага оцінювання на підставі вибірки в тому, що результати є незміщеними та залежать тільки від дизайну вибірки, а розрахунок показників – інтуїтивно зрозумілий [13]. Недоліки ж полягають у тому, що варіація оцінок сильно зростає, якщо обсяг вибірки малий. З огляду на це у дослідженні проаналізовано можливість підвищити точність оцінок стовбурового запасу лісових насаджень за допомогою пост-стратифікації *PS* (англ. *Post-Stratification*), що широко практикується в різних країнах під час НІЛ [12, 26]:

$$\hat{\mu}_{PS} = \sum_{h=1}^H w_h \hat{\mu}_h; \quad (3)$$

$$\hat{V}(\hat{\mu}_{PS}) = \sum_{h=1}^H \left[w_h \frac{\hat{\sigma}_h^2}{n} + (1 - w_h) \cdot \frac{\hat{\sigma}_h^2}{n^2} \right]; \quad (4)$$

$$\hat{\mu}_h = \frac{1}{n_h} \sum_{i \in S_h} y_i; \quad (5)$$

$$\hat{\sigma}_h^2 = \frac{1}{n_h - 1} \sum_{i \in S_h} (y_i - \hat{\mu}_h)^2, \quad (6)$$

де: $\hat{\mu}_{PS}$ і $\hat{V}(\hat{\mu}_{PS})$ – відповідно оцінки середнього значення та дисперсії для пост-стратифікації; $h = 1, \dots, H$ – індекс страти; S_h – частина вибірки S , що належить до страти h і містить n_h спостережень; w_h – вага страти h ;

$\hat{\mu}_h$ і $\hat{\sigma}_h^2$ – відповідно вибіркові оцінки середнього значення та дисперсії для страти h .

Альтернативою до перших двох підходів є оцінювання за допомогою моделі [11], відомою під загальною назвою як оцінка узагальненої регресії *GREG* (англ. *Generalized Regression*). За цим методом фундаментальну роль виконують вибіркові спостереження, які дають змогу відкалібрувати оцінки, отримані за моделями:

$$\hat{\mu}_{GREG} = \frac{1}{n} \sum_{i \in S} (y_i - \hat{m}(x_i)) + \frac{1}{N} \sum_{i \in U} \hat{m}(x_i); \quad (7)$$

$$\hat{V}(\hat{\mu}_{GREG}) = \left(1 - \frac{n}{N}\right) \frac{1}{n-1} \sum_{i \in S} (y_i - \hat{m}(x_i))^2, \quad (8)$$

де: $\hat{\mu}_{GREG}$ і $\hat{V}(\hat{\mu}_{GREG})$ – відповідно оцінки середнього значення та дисперсії для узагальненої регресії; N – скінченна кількість одиниць допоміжної змінної (пікселі на карті з приписаними атрибутами); $\hat{m}(x_i)$ – прогнозоване значення відгука для i -тої інвентаризаційної ділянки.

Довірчий інтервал для середнього значення в генеральній сукупності (μ) незалежно від методу оцінки розраховують за такою формулою [13]:

$$\mu = \hat{\mu}_{n-1} \pm t_{1-\alpha/2} \cdot SE, \quad (9)$$

де: $t \approx 2$ для 95 % довірчого інтервалу; $SE = \sqrt{\hat{V}(\hat{\mu})}$ – основна помилка середнього значення.

Допоміжні дані ДЗЗ. Оцінювання показників НІЛ за допомогою моделей виконували за розробленими картами стовбурового запасу, середнього діаметра та висоти лісових насаджень, які є попиксельним розподілом неперервних значень цих атрибутів. Під час пост-стратифікації ці карти були перетворені в дискретні після групування діапазонів значень пікселів за інтервалами стовбурового запасу (через 100 м³), середнього діаметра (через 20 см) та висоти деревостанів (через 10 м). Додатково для стратифікації оцінок використано карту панівних деревних видів. Усі карти було розроблено в межах лісової маски 2022 року.

Лісову маску та відповідні часові ряди супутникових знімків Sentinel 2 за просторового розрізнення 20 м підготовлено в німецько-українському проєкті SFI та опубліковано в попередньому дослідженні [17]. Супутникові дані були темпорально згладжені за алгоритмом неперервного виявлення змін і класифікації CCDC (англ. *Continuous Change Detection and Classification*) [27]. Це дало можливість усунути випадкові відхилення спектральних показників від сезонного тренду та відновити пропуски даних через хмарність. Загалом алгоритм CCDC достатньо широко представлений у науковій літературі. У контексті нашого дослідження згладжені часові ряди знімків Sentinel 2 для періоду 28.03.2017–06.06.2023 рр. дали можливість чітко поєднати в просторі та часі дані польових проб і супутникові знімки, щоб розробити лісову маску для 2022 року. Використану методику підготовки супутникових знімків для аналізу детально описано в раніше опублікованій роботі [17].

Карту панівних деревних видів розроблено за допомогою поширеного класифікатора RF (англ. *Random Forest*). Класифікаційну модель розроблено за аналогічною методикою, що застосовувалася для створення лісової маски. Для цього на кожній інвентаризаційній ділянці визначено панівний деревний вид, орієнтуючись

на максимальну суму площ перерізів відповідного елемента лісу. Для класифікації використовували вирівняні за алгоритмом CCDC спектральні показники трьох перших компонент перетворення ТСТ (англ. *Tasseled Cap Transformation*) для початку (15 квітня), середини (15 липня) та кінця (15 жовтня) сезону вегетації, а також шість коефіцієнтів моделі гармонічної регресії CCDC, за якими вирівнювалися часові ряди значень компонент перетворення ТСТ.

Картографування неперервних показників виконано за допомогою алгоритму kNN, зокрема – моделі градієнта найближчих сусідів GNN [20]. Модель GNN широко використовується в інвентаризації, оскільки дає змогу одночасно спрогнозувати відразу різні показники НІЛ, максиміально зберігаючи для кожного пікселя знімків реалістичні поєднання цих показників, що трапляються на інвентаризаційних ділянках. Посилаючись на чітко задокументовану методичну основу цього алгоритму в інших публікаціях [1, 18, 21], зазначимо, що для побудови моделі GNN використано аналогічні спектральні дані, що й для побудови карти панівних деревних видів. Прогноз значень стовбурового запасу, середньої висоти та діаметра насаджень отримано на підставі трьох найближчих сусідів.

Точність розроблених карт (узгодженість між фактичними та прогнозними даними) виконано на незалежних спостереженнях за допомогою методів ресемплінгу даних – виключення по одному (для моделі RF), та k найближчих незалежних сусідів (для моделі GNN).

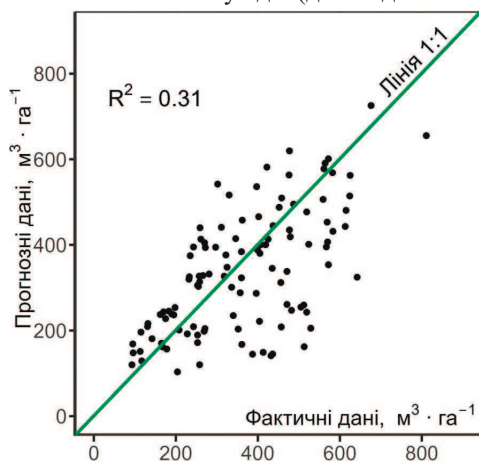


Рис. 1. Співвідношення між фактичними значеннями стовбурового запасу лісових насаджень на інвентаризаційних ділянках і відповідними прогнозними значеннями за моделлю GNN / Relationship between observed values of growing volume on forest inventory plots and corresponding predicted values using the GNN model

Узгодженість між фактичними значеннями стовбурового запасу лісових насаджень на інвентаризаційних ділянках і прогнозованими за моделлю GNN характеризувалася коефіцієнтом детермінації $R^2 = 0,31$ (рис. 1). Хоча таке значення є ознакою слабого прогнозу, потрібно врахувати кілька факторів цього дослідження. Передусім, для створення карти стовбурового запасу деревостанів використано обмежену кількість інвентаризаційних ділянок (145), яких недостатньо, щоб повністю охарактеризувати мінливість стовбурового запасу лісових насаджень Сумської області (табл. 1, рис. 2). Також погіршують точність прогнозу помилки позиціонування центра інвентаризаційних ділянок у природі, зміни у структурі лісових насаджень між датою обстежен-

ня та супутникових знімків, велика фрагментарність лісів, зумовлена господарськими заходами [18]. Очевидно, що зі збільшенням кількості наземних спостережень можна істотно поліпшити точність розроблених карт, оскільки вплив помилкових спостережень стане менш вагомим.

Отримане співвідношення між фактичними та прогнозними значеннями стовбурового запасу деревостанів вказує, що дані більш-менш рівномірно розподіляються навколо лінії істинного співвідношення 1:1. Отже, використана модель не зміщує оцінку запасу. Ватро зазначити, що карти стовбурового запасу, середнього діаметра та висоти лісових насаджень були опрацьовані на підставі однієї й тієї ж моделі. Це є важливою перевагою GNN моделювання для створення карт НІЛ, оскільки при прогнозуванні зберігають реальні комбінації значень різних таксаційних показників.

Точність карти панівних деревних видів оцінено за матрицею помилок [22]. На підставі неї розраховано загальну точність класифікації, яка виявилася $0,650^{±0,077}$, а також точність користувача (UA) та точність виробника (PA) для всіх тематичних класів. Соснові деревостани закартовано з найвищою точністю (понад 0,8). Для широколистяних деревних видів, таких як дуб, клен, ясен, липа точність користувача та точність виробника виявилися помірною та в середньому коливалася в діапазоні 0,5-0,6. Показники точності для решти деревних видів були дещо нижчими (табл. 1).

Табл. 1. Точність карти панівних деревних видів / Accuracy of the dominant species map

Панівний деревний вид	Вага страги	Точність користувача (UA)	Точність виробника (PA)
Сосна	0,375	$0,881^{±0,083}$	$0,884^{±0,074}$
Дуб	0,208	$0,556^{±0,236}$	$0,649^{±0,166}$
Клен, ясен, липа	0,198	$0,536^{±0,188}$	$0,585^{±0,174}$
Береза, вільха, тополя, верба	0,205	$0,432^{±0,162}$	$0,470^{±0,162}$
Інші листяні	0,014	$0,667^{±0,653}$	$0,118^{±0,121}$

Ефективність пост-стратифікації з погляду підвищення точності оцінок для генеральної сукупності часто визначається за відносною ефективністю RE (англ. *Relative Efficiency*), яка обчислюється як співвідношення дисперсій оцінок середнього значення для простої випадкової вибірки та іншого методу оцінювання (у нашому випадку – пост-стратифікації та оцінки узагальненої регресії) [15]:

$$RE = \frac{\hat{V}(\hat{\mu}_{SRS})}{\hat{V}(\hat{\mu}_{PS, GREG})} \quad (10)$$

Значення $RE > 1,0$ свідчить про зменшення дисперсії та збільшення точності оцінок відповідного методу. На підставі отриманих результатів (табл. 2), найбільший приріст у точності оцінок забезпечує метод оцінювання GREG, який забезпечує зменшення дисперсії оцінок середнього значення на 22 % порівняно з простою випадковою вибіркою. Серед варіантів пост-стратифікації, кращі результати отримано на підставі карти панівних деревних видів, яка дала змогу зменшити дисперсію на 14 %. Дещо менший, однак позитивний ефект від пост-стратифікації (зменшення дисперсії на 9 %), отримано за дискретною картою стовбурового запасу деревостанів (див. рис. 2). При цьому пост-стратифікація на підставі карт діаметрів і висот деревостанів не дала позитивного результату. Це позначилося на значеннях RE , які виявилися меншими від одиниці.

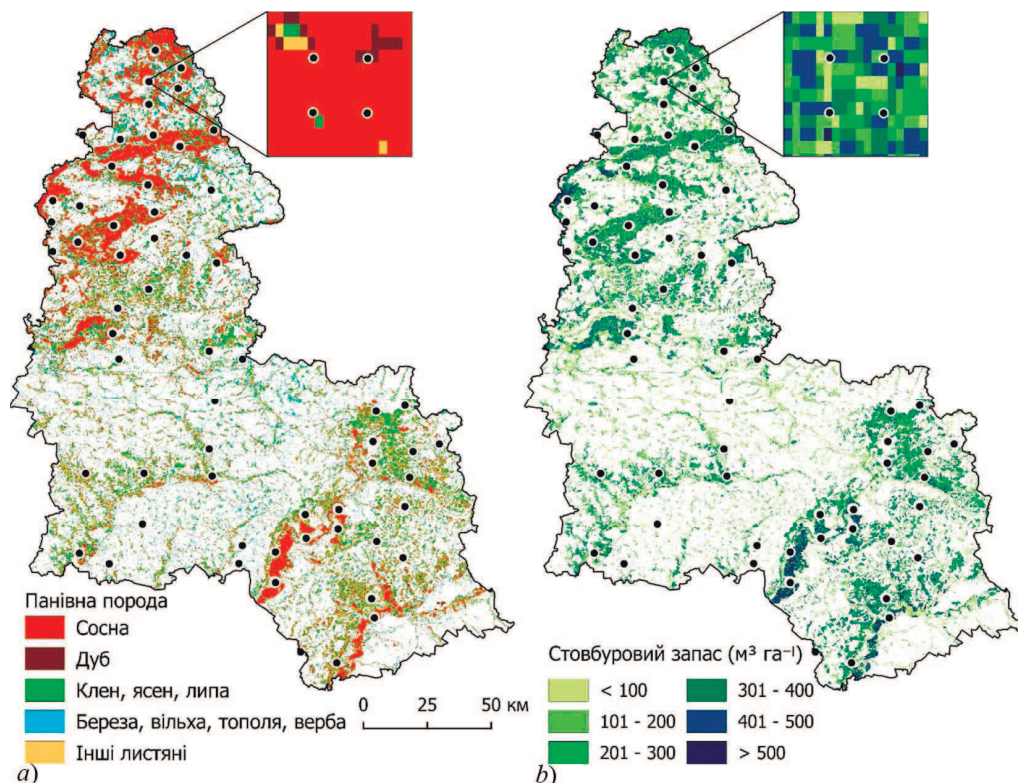


Рис. 2. Просторовий розподіл інвентаризаційних ділянок на території Сумської області на фоні розроблених карт панівних деревних видів (ліворуч) та стовбурового запасу (праворуч) / Spatial pattern of sample plots within Sumy Region overlaid over developed maps of dominant species (left) and growing volume (right)

Унаслідок проведеного дослідження встановлено, що дані дистанційного моніторингу лісів є не тільки джерелом картографічних даних про ліс, а й сприяють удосконаленню методів статистичного оцінювання показників лісової інвентаризації. Вибір способу зменшення мінливості статистичних оцінок за допомогою пост-стратифікації або відповідних моделей залежить від точності картографічних даних і може бути зроблений після порівняння їхньої відносної ефективності, як це продемонстровано в табл. 2.

Табл. 2. Відносна ефективність методів оцінювання стовбурового запасу деревостанів під час інвентаризації лісів / Relative efficiency of growing volume estimation approaches in forest inventory

Метод оцінювання	Середнє значення, $\text{м}^3 \cdot \text{га}^{-1}$	Помилка середнього (SE) за ймовірності 0,95, $\text{м}^3 \cdot \text{га}^{-1}$	Відносна ефективність методу (RE)
Проста випадкова вибірка	377	32,9	—
Оцінка узагальненої регресії	349	26,9	1,22
Пост-стратифікація (панівний деревний вид)	364	28,8	1,14
Пост-стратифікація (стовбуровий запас)	355	30,1	1,09
Пост-стратифікація (середній діаметр)	368	34,9	0,94
Пост-стратифікація (середня висота)	372	35,5	0,93

Обговорення результатів дослідження. У наведеному дослідженні проаналізовано відносну ефективність оцінювання середнього запасу лісових насаджень на підставі пост-стратифікації та узагальненої регресії порівняно з простою випадковою вибіркою. Обидва методи використовують допоміжні дані, які корелюють з цільовим параметром (у нашому випадку – стовбу-

вим запасам), але застосовуються в оцінюванні за різними принципами. Незважаючи на те, що авторам роботи не вдалося досягти зменшення дисперсії оцінок середнього запасу деревостанів у 2-3 рази, як це продемонстровано в публікації [14], дослідження створює основу для вдосконалення методики статистичного оцінювання стовбурового запасу та інших таксаційних показників лісових насаджень під час НІЛ України.

Загалом результати добре узгоджуються з опублікованими даними [10], які вказують на можливість підвищити точність оцінок запасу на 10-20 % за допомогою пост-стратифікації або узагальненої регресії порівняно з простою випадковою вибіркою. Виконане дослідження базується на різночасових супутникових даних Sentinel 2, які за висновками останніх публікацій [23], вважаються одним із найкращих джерел допоміжної інформації для покращення оцінок лісової інвентаризації. Проте для подальшого підвищення точності розрахунків потрібно використовувати надійніші карти стовбурового запасу. Наприклад, за допомогою лідарного сканування висоти деревостанів, вдається на 30 % підвищити точність статистичного оцінювання стовбурового запасу [6].

Стратифікація інвентаризаційних ділянок за панівними деревними видами виявилася більш ефективною порівняно з іншими варіантами пост-стратифікації. Це можна пояснити вищою точністю класифікації панівних деревних видів, ніж прогнозування неперервних таксаційних показників. Наприклад, точність розробленої карти деревних видів перевищує 65 %, тобто близька до опублікованих результатів інших досліджень [3]. Карти ж стовбурового запасу зазвичай мають меншу точність [5, 8]. Проведене дослідження підтвердило зроблені раніше висновки, що використання цільового атрибуту (стовбуровий запас) для пост-стратифікації має найбільші

переваги, ніж діаметр та висота [7]. Отже, за умови покращення точності прогнозування стовбурового запасу на рівні пікселів супутникових знімків з'являється ще далі більше передумов підвищити точність оцінювання за допомогою пост-стратифікації. При цьому стратифікація вибірки на підставі двох карт – панівних деревних видів і стовбурового запасу – дасть змогу деталізувати оцінки за прикладом інвентаризацій лісів інших країн [4]. Також існує можливість підвищення точності оцінок завдяки підбору "оптимальної" схеми пост-стратифікації, як це було продемонстровано в попередніх дослідженнях [13, 26].

Виконане дослідження допомогло визначити особливості використання пост-стратифікації та оцінювання за допомогою моделей під час інвентаризації лісів України. Отримані результати загалом узгоджуються з опублікованими раніше висновками, що дає змогу застосовувати проаналізовані підходи на практиці. Оскільки більшість подібних робіт виконано у країнах, де інвентаризація лісів провадиться тривалий час, у нашому дослідженні доцільно було пересвідчитися в ефективності пост-стратифікації та оцінюванні за допомогою моделей в умовах обмеженого обсягу польових даних.

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

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – вперше для національної інвентаризації лісів України проаналізовано ефективність застосування таких методів статистичного оцінювання стовбурового запасу лісових насаджень, як пост-стратифікації та узагальненої регресії, що, на відміну від наявних досліджень, дало змогу встановити особливості їхнього використання за обмеженого обсягу польових даних.

Практична значущість результатів дослідження – оцінювання таксаційних показників за допомогою пост-стратифікації та узагальненої регресії можна використати для вдосконалення методики обліку лісових ресурсів статистичними методами під час національної інвентаризації лісів України.

Висновки / Conclusions

Обґрунтовано ефективні способи зменшення мінливості статистичних оцінок вибіркової інвентаризації лісів на підставі пост-стратифікації та оцінок за допомогою моделей, що дало можливість впровадити їх у систему обліку лісових ресурсів України. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Встановлено, що точність статистичних оцінок інвентаризації лісів можна підвищити за допомогою методів, які для оцінювання показників використовують допоміжну інформацію. Найбільш доцільним джерелом такої інформації виступають дані дистанційного зондування Землі.
2. З'ясовано, що пост-стратифікацію вибірки для оцінювання стовбурового запасу деревостанів доцільно виконувати за панівними породами або стовбуровим запасом лісових насаджень. При цьому неперервні карти стовбурового запасу для пост-стратифікації необхідно перетворити в дискретні за рівномірними інтервалами значень запасу.
3. Встановлено, що оцінювання запасу насаджень за допомогою моделей дає змогу підвищити достовірність результатів НІЛ та поліпшити інформативність оцінок,

забезпечуючи просторове представлення показників. Тематична точність карт відіграє ключову роль в оцінюванні стовбурового запасу під час інвентаризації.

4. Результати дослідження доцільно використовувати для вдосконалення методики НІЛ України. За допомогою пост-стратифікації та моделей вдалося зменшити дисперсію оцінок середнього значення стовбурового запасу, порівняно з простою випадковою вибіркою, використовуючи обмежений обсяг польових даних. З огляду на це дослідження потребує продовження на підставі більшої кількості дослідних даних.

Подяки. Дослідження виконано за фінансової підтримки проекту "Technical Support to Forest Policy Development and National Forest Inventory Implementation" (SFI), номер проекту W-UKR 22-01.

References

1. Bell, D. M., Gregory, M. J., & Ohmann, J. L. (2015). Imputed forest structure uncertainty varies across elevational and longitudinal gradients in the western Cascade Mountains, Oregon, USA. *Forest Ecology and Management*, 358, 154–164. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.09.007>
2. Bilous, A., Myroniuk, V., Svynchuk, V., Kashpor, S., & Lesnik, O. (2022). Stem volume by height classes of immature, mature and overmature stands of the main forest-forming species of Ukraine. *Ukrainian Journal of Forest and Wood Science*, 13(3), 7–12. [https://doi.org/10.31548/forest.13\(3\).2022.7-12](https://doi.org/10.31548/forest.13(3).2022.7-12)
3. Blickensdörfer, L., Oehmichen, K., Pflugmacher, D., Kleinschmit, B., & Hostert, P. (2024). National tree species mapping using Sentinel-1/2 time series and German National Forest Inventory data. *Remote Sensing of Environment*, 304, article ID 114069. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.114069>
4. Breidenbach, J., Waser, L. T., Debella-Gilo, M., Schumacher, J., Rahlf, J., Hauglin, M., Puliti, S., & Astrup, R. (2021). National mapping and estimation of forest area by dominant tree species using Sentinel-2 data. *Canadian Journal of Forest Research*, 51(3), 365–379. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2020-0170>
5. Chirici, G., Giannetti, F., McRoberts, R. E., Travaglini, D., Pecchi, M., Maselli, F., Chiesi, M., & Corona, P. (2020). Wall-to-wall spatial prediction of growing stock volume based on Italian National Forest Inventory plots and remotely sensed data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 84, article ID 101959. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101959>
6. D'Amico, G., McRoberts, R. E., Giannetti, F., Vangi, E., Francini, S., & Chirici, G. (2022). Effects of lidar coverage and field plot data numerosity on forest growing stock volume estimation. *European Journal of Remote Sensing*, 55(1), 199–212. <https://doi.org/10.1080/22797254.2022.2042397>
7. Haakana, H., Heikkinen, J., Katila, M., & Kangas, A. (2019). Efficiency of post-stratification for a large-scale forest inventory – Case Finnish NFI. *Annals of Forest Science*, 76(1), article ID 9. <https://doi.org/10.1007/s13595-018-0795-6>
8. Hawryło, P., Francini, S., Chirici, G., Giannetti, F., Parkitna, K., Krok, G., Mitelsztedt, K., Lisańczuk, M., Stereńczak, K., Ciesielski, M., Wężyk, P., & Socha, J. (2020). The Use of Remotely Sensed Data and Polish NFI Plots for Prediction of Growing Stock Volume Using Different Predictive Methods. *Remote Sensing*, 12(20), article ID 3331. <https://doi.org/10.3390/rs12203331>
9. Magnussen, S., & Tomppo, E. (2016). Model-calibrated k-nearest neighbor estimators. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 31(2), 183–193. <https://doi.org/10.1080/02827581.2015.1073348>
10. Mauro, F., Monleon, V. J., Gray, A. N., Kuegler, O., Temesgen, H., Hudak, A. T., Fekety, P. A., & Yang, Z. (2022). Comparison of Model-Assisted Endogenous Poststratification Methods for Estimation of Above-Ground Biomass Change in Oregon, USA. *Remote Sensing*, 14(23), article ID 6024. <https://doi.org/10.3390/rs14236024>

11. McConville, K. S., Moisen, G. G., & Frescino, T. S. (2020). A Tutorial on Model-Assisted Estimation with Application to Forest Inventory. *Forests*, 11(2), article ID 244. <https://doi.org/10.3390/f11020244>
12. McRoberts, R. E., Gobakken, T., & Næsset, E. (2012). Post-stratified estimation of forest area and growing stock volume using lidar-based stratifications. *Remote Sensing of Environment*, 125, 157–166. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.07.002>
13. McRoberts, R. E., Liknes, G. C., & Domke, G. M. (2014). Using a remote sensing-based, percent tree cover map to enhance forest inventory estimation. *Forest Ecology and Management*, 331, 12–18. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2014.07.025>
14. McRoberts, R. E., Næsset, E., Heikkinen, J., Chen, Q., Strimbu, V., Esteban, J., Hou, Z., Giannetti, F., Mohammadi, J., & Chirici, G. (2022). On the model-assisted regression estimators using remotely sensed auxiliary data. *Remote Sensing of Environment*, 281, article ID 113168. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113168>
15. McRoberts, R. E., Vibrans, A. C., Sannier, C., Næsset, E., Hansen, M. C., Walters, B. F., & Lingner, D. V. (2016). Methods for evaluating the utilities of local and global maps for increasing the precision of estimates of subtropical forest area. *Canadian Journal of Forest Research*, 46(7), 924–932. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2016-0064>
16. Myllymäki, M., Gobakken, T., Næsset, E., & Kangas, A. (2017). The efficiency of poststratification compared with model-assisted estimation. *Canadian Journal of Forest Research*, 47(4), 515–526. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2016-0383>
17. Myroniuk, V. V., Melnychenko, V. A., Lakyda, M. O., Terentiev, A. Y., & 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>
18. 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, article ID 120184. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2022.120184>
19. Myroniuk, V., Svynchuk, V., Bilous, A., Kashpor, S., & Lesnik, O. (2022). Height-diameter relationships and stem volume equations in young and middle-aged forest stands of Ukraine. *Ukrainian Journal of Forest and Wood Science*, 13(4), 34–43. [https://doi.org/10.31548/forest.13\(4\).2022.74-83](https://doi.org/10.31548/forest.13(4).2022.74-83)
20. Ohmann, J. L., & Gregory, M. J. (2002). Predictive mapping of forest composition and structure with direct gradient analysis and nearest-neighbor imputation in coastal Oregon, U.S.A. *Canadian Journal of Forest Research*, 32(4), 725–741. <https://doi.org/10.1139/x02-011>
21. 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>
22. 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>
23. Puliti, S., Breidenbach, J., Schumacher, J., Hauglin, M., Klingenberg, T. F., & Astrup, R. (2021). Above-ground biomass change estimation using national forest inventory data with Sentinel-2 and Landsat. *Remote Sensing of Environment*, 265, article ID, 112644. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112644>
24. Stahl, G., Saarela, S., Schnell, S., Holm, S., Breidenbach, J., Healey, S. P., Patterson, P. L., Magnussen, S., Næsset, E., McRoberts, R. E., & Gregoire, T. G. (2016). Use of models in large-area forest surveys: Comparing model-assisted, model-based and hybrid estimation. *Forest Ecosystems*, 3(1), article ID 5. <https://doi.org/10.1186/s40663-016-0064-9>
25. Trubins, R., & Sallnäs, O. (2014). Categorical mapping from estimates of continuous forest attributes – classification and accuracy. *Silva Fennica*, 48(2), article ID 975. <https://doi.org/10.14214/sf.975>
26. Westfall, J. A., Lister, A. J., Coulston, J. W., & McRoberts, R. E. (2021). Realized and potential efficiency for post-stratified estimation in a national forest inventory. *Canadian Journal of Forest Research*, 51(10), 1450–1457. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2020-0379>
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>

V. A. Melnychenko¹, V. V. Myroniuk²

¹ Ukrainian State Forest Management Planning Association, Irpin, Ukraine

² National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine

OPTIONS FOR GROWING VOLUME ESTIMATION IN THE FOREST INVENTORY OF UKRAINE

Estimating the growing volume of the forest stand for various territorial units is one of the main tasks of a sample-based forest inventory. Since forest inventory estimates derived from simple random sampling can be imprecise when the amount of data is insufficient, existing remote sensing products combined with post-stratification or model-assisted approaches are widely used in forest inventories to improve the accuracy of statistical estimates. The paper analyses the relative efficiency of these statistical estimation methods using auxiliary information obtained from remote sensing data. The study is based on 145 plots of the National Forest Inventory (NFI) of Ukraine which were surveyed in Sumy Region in 2021. Data collection was carried out by the Centre of National Forest Inventory of Ukraine using a nationwide sampling design combining random placement of clusters of four circular inventory plots of 500 m² each. The paper analyses the effectiveness of post-stratification based on a discrete map of dominant species. Additionally, continuous maps of growing volume, mean stand height and stand diameter were binned into discrete maps using equal intervals of the attribute values and also used for post-stratification. These maps are remote sensing products created in the German-Ukrainian SFI project using Sentinel 2 satellite imagery. Then, we evaluated the effectiveness of growing volume estimation using models, in particular Generalized Regression Estimator (GREG). Post-stratification based on the dominant species map reduced the variance of the mean growing stock estimates by 14 % compared with simple random sampling. The post-stratification on the basis of growing volume reduced the variance of growing volume estimates by 9 %. Maps of stand height and stand diameter did not have a positive effect on the accuracy of growing volume estimates. The greatest increase in accuracy, in particular 22 %, was associated with the GREG estimation. The advantage of this approach is its ability to use a probability sample to adjust model-based estimates (growing volume map). The obtained results showed that the thematic accuracy of the maps has a dominant role in the estimation of the growing volume of the forest inventory. The authors hypothesize that the accuracy of maps and corresponding estimates of NFI of Ukraine can be improved using more advanced remote sensing methods such as airborne LiDAR scanning. The presented research provides a basis for statistical forest assessment in Ukraine with limited resources for NFI.

Keywords: post-stratification; generalized regression; variance; precision.