

цього потрібен є послідовний алгоритм, який забезпечить створення кредитної історії підприємства, що в майбутньому відіб'ється на його репутації та інвестиційній привабливості. Проте в довгостроковій перспективі, за умови правильного підходу, залучення фінансування через розміщення акцій на публічному ринку є найбільш перспективним варіантом розвитку суб'єктів господарювання в лісовому секторі. Насамперед йдеться про використання можливостей первинного розміщення акцій серед необмеженого кола інвесторів (ІРО). Для того щоб скористатися можливостями такого механізму, потрібна державна підтримка та формування повноцінної інвестиційної інфраструктури, в тому числі й лісових бірж. Це дасть змогу підвищити прозорість господарської діяльності в лісовому секторі, а також сприятиме переходу до формування інвестиційних проектів на основі міжнародних стандартів. Залучення інвестицій у лісовий сектор тісно пов'язаний з мобілізацією всіх категорій ресурсів територій і їх капіталізацією чи рекапіталізацією. Формування пулів активів із включенням до них лісових ресурсів є одним із перспективних напрямів підвищення їхньої вартості.

ВИСНОВКИ

Використання можливостей сучасного фінансового простору для формування доданої

вартості в рамках конкретної територіальної системи лежить у площині трансформації територіальних ресурсів у фінансовий капітал. Для цього необхідна державна підтримка та відповідна повноцінна інвестиційна інфраструктура, здатна опосередкувати всі етапи інвестиційного процесу в лісовому секторі. Поступовий перехід від самофінансування та використання кредитних ресурсів до акціонерного фінансування відкриває нові можливості для суб'єктів господарювання в лісовому секторі щодо залучення більш дешевих і довгострокових інвестицій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Котиков Д.В. Направления повышения инвестиционной привлекательности лесного сектора / Д.В. Котиков // Вестн. Москов. гос. ун-та леса // Лесной вестник. — № 5 (62). — 2008. — С. 146–150.
2. Марковский А.В. Методические подходы к капитализации лесных ресурсов региона / А.В. Марковский, А.В. Родионов, Ю.В. Савельев, А.М. Цыпук // Приграничный регион в условиях интеграционных процессов и реформирования местной власти. — (Петрозаводск): КарНЦ РАН, 2005. — С. 124–134.
3. Кольханов И.А. Мировой лесопромышленный комплекс: состояние, адаптация к глобальному кризису, тенденции эволюции / И.А. Кольханов // Междунар. экономика. — 2010. — № 6. — С. 45–51.

УДК 630*53/*58

ПЕРСПЕКТИВИ ВИКОРИСТАННЯ k -NN МЕТОДУ КЛАСИФІКАЦІЇ КОСМІЧНИХ ЗНІМКІВ ДЛЯ ЛІСОВОЇ ІНВЕНТАРИЗАЦІЇ УКРАЇНИ

В.В. Миронюк

кандидат сільськогосподарських наук, доцент кафедри лісової таксації та лісовпорядкування

Національний університет біоресурсів і природокористування України

Узагальнено сучасний досвід статистичної інвентаризації лісів із використанням наземної таксації та даних дистанційного зондування Землі (ДЗЗ). Представлено детальний аналіз k -NN-методу класифікації космічних знімків і визначено особливості його використання для тематичного картографування лісового фонду під час статистичної інвентаризації лісів. На прикладі локального дослідного матеріалу наведено алгоритм розрахунку запасу насаджень для статистичного програмного забезпечення з відкритим кодом R.

Ключові слова: *інвентаризація лісів, дані ДЗЗ, тематичне картографування, запас насаджень, k -NN-метод, R, yaImpute.*

Статистичну інвентаризацію лісів як альтернативу суцільному обліку було запроваджено в країнах Північної Європи (Норвегії, Швеції, Фінляндії) ще на початку минулого століття. Протягом 1900–1920-х років мате-

матична теорія вибірки була адаптована для обліку лісів і тривалий час залишалася практично незмінною. Збільшення ролі лісового сектора в економіці Фінляндії спонукало в 1980-х роках подальший розвиток методів

статистичної інвентаризації лісів, які давали б можливість зменшити витрати на її проведення та отримати необхідну інформацію про лісовий фонд для значно менших територій, ніж це можна зробити виключно за наземними даними. Основна увага при цьому приділялася космічним знімкам ресурсних супутників Землі, одержаних головним чином сенсорами Landsat MSS та TM. Перші результати обліку лісового фонду вибірково-статистичним методом із використанням космічних знімків, цифрових тематичних карт і польових даних було одержано в 1990 р. Забезпечити однакову точність інвентаризації лісів для всієї країни та окремих регіонів вдалося завдяки спеціально розробленому непараметричному алгоритму класифікації космічних знімків, відомому під назвою методу k -найближчих сусідів (k -NN розшифровується як k -Nearest Neighbors) [14]. За результатами численних досліджень було доведено його ефективність у контексті національної інвентаризації лісів.

На противагу параметричним підходам, які опираються на апріорну інформацію про характер розподілу досліджуваних величин, непараметричні методи мають кілька важливих переваг: 1) забезпечують гнучкість у вивченні зв'язку між залежними змінними та відгуком; 2) результат моделювання значно менше залежить від вихідних даних, на основі яких розроблено параметричну модель; 3) дають змогу виявити помилкові спостереження завдяки можливості аналізу їхнього впливу на відгук; 4) мають гнучкість для прогнозу відсутніх значень під час інтерполяції. Непараметричні методи нараховують декілька підходів, серед яких найбільш поширеними є узагальнені адитивні (лінійні) моделі, класифікаційні дерева та дерева рішень, методи згладжування (в т. ч. метод k -найближчих сусідів) тощо.

Ідея k -NN методу полягає в тому, що два пікселі знімка з близькими значеннями спектрального відгуку повинні характеризувати лісові ділянки з приблизно однаковими лісотаксаційними параметрами. При цьому атрибути цільового об'єкта (пікселя) визначаються як зважене середнє значення спостережень найбільш близьких за спектральною характеристикою референц-пікселів. У результаті кожному пікселю космічного знімка приписується набір атрибутів іншого, встановлених за даними польових досліджень, відстань до якого у n -мірному спектральному просторі найближча. Вибір «сусідів» ґрунтується на відповідних критеріях, які визначають їхню близькість за даними навчальної вибірки.

Запропонований Е. Томпсо [14] k -NN алгоритм розрахунку основних показників лісо-

вого фонду широко використовується як один з інструментів вибірково-статистичної інвентаризації лісів у низці країн: Фінляндії [15], Швеції [2], США [10], Канаді [7], Італії [8], Литві [11]. Слідом за успішним досвідом скандинавських країн цей метод став частиною програми лісової інвентаризації та аналізу (FIA) в США [10]. Він поєднує результати таксації пробних площ, дані ДЗЗ, а також додаткову інформацію у вигляді цифрових моделей рельєфу, карт землевикористання тощо. Нині k -NN метод вважається науково обґрунтованим підходом, який дає змогу доповнити недостатню кількість польових даних та істотно підвищити точність оцінювання показників лісового фонду не лише на загальнонаціональному, а й на локальному рівні. Дані, одержані для невеликих географічних регіонів, можна використовувати як навчальні вибірки для класифікації даних ДЗЗ під час інвентаризації лісів для більших територій.

У цій статті проведено науковий аналіз літературних джерел щодо використання k -NN методу класифікації космічних знімків для лісової інвентаризації, подано розробку й апробацію відповідних алгоритмів для визначення таксаційних показників насаджень у програмному забезпеченні R.

Дослідна територія міститься поблизу північної частини м. Києва. Вона представлена деревостанами з переважанням сосни звичайної штучного та природного походження [1]. У роботі використано повидільну базу даних ВО «Укрдержліспроект» для Пуща-Водицького лісництва Святошинського лісопаркового господарства, з якої відібрано 30 кварталів загальною площею 575 га, а також космічний знімок Landsat-5 TM (path 181, row 25) станом на 25 квітня 2009 року. Атмосферну корекцію знімка з перерахуванням числових значень пікселів до фізичних значень відбиття на верхній межі атмосфери (Top Of Atmosphere reflectance) виконано за допомогою COST-методу.

Дані ДЗЗ є важливим джерелом інформації для вивчення лісових об'єктів. На початку 1990-х років їх активно почали використовувати в системі національної інвентаризації лісів. Базові принципи k -NN методу розроблялися, коли єдиними доступними для практичного використання були космічні знімки Landsat MSS/TM і SPOT. Із розвитком технологій дистанційного зондування все частіше відзначається, що використання лише мультиспектральних космічних знімків без інформації про вертикальну структуру лісових насаджень, яку дозволяють отримати активні сенсори LIDAR або RADAR, має істотні обмеження. Все ж найбільш успішним є досвід їхнього поєднання під час інвен-

таризації лісів: мультиспектральні космічні знімки дають змогу оперувати інформацією з видимого та інфрачервоного діапазону, що допомагає ідентифікувати видовий склад насаджень, тоді як дані LIDAR ефективні під час вивчення їхньої параметричної структури [6].

Від вибору даних ДЗЗ залежить специфіка k -NN алгоритму. Досить великі розміри пікселів даних Landsat, SPOT, IRS тощо несуть усереднену інформацію про параметри лісової рослинності, а тому вона може безпосередньо використовуватися в аналізі. Для космічних знімків більшого просторового розрізнення (QuickBird, Ikonos, GeoEye-1) або цифрових інфрачервоних аерофотознімків інформативнішими є текстурні ознаки зображень, розраховані на основі матриці суміжності (grey level co-occurrence matrix) [5]: ентропія, локальна однорідність, контраст тощо. За дослідженнями фінських учених встановлено, що комбінація спектральних характеристик космічних знімків та текстури зображень аерофотознімків підвищує точність k -NN методу інвентаризації лісів порівняно з використанням зазначених джерел інформації окремо один від одного [4]. Для практичного використання всі знімки під час аналізу повинні бути приведені до одного просторового розрізнення.

Принциповим для k -NN методу є питання вибору кількості найближчих «сусідів» та алгоритму розрахунку відстані до них. Традиційною мірою відстані є абсолютна Евклідова (EUC) різниця або різниця Махаланобіса (MAL) спектральної яскравості цільового пікселя та референц-пікселя космічного знімка. Для неперервних показників змодельоване значення \tilde{y}_p змінної Y (запас, сума площ перерізів, вік тощо) для цільового пікселя p визначається за формулою [15]

$$\tilde{y}_p = \sum_{i \in I_h} w_{i,p} y_i, \quad (1)$$

де y_i — значення змінної Y , встановлене на i -тій пробній площі для референц-пікселя p ; $w_{i,p}$ — вага i -тої проби (референц-пікселя); I_h — сукупність пробних площ для страти h .

Значення ваги $w_{i,p}$ обернено пропорційне відстані (d^t), яка визначається від цільового пікселя до найближчого «сусіда»:

$$w_{i,p} = \frac{1}{d_{p,p}^t} / \sum_{j \in \{i_1(p), \dots, i_k(p)\}} \frac{1}{d_{p,j}^t}, \quad (2)$$

де k — кількість найближчих сусідів; t — дійсне число від 0 до 2.

Щоб надати більшого впливу великих Евклідових відстаней (d^t), замість їхніх абсолютних значень (при $t = 1$) використовуються значення, піднесені до квадрата ($t = 2$). Для

розрахунку ваги $w_{i,p}$ на основі відстаней Махаланобіса використовується обернена коваріаційна матриця багатовимірного розподілу спектральних яскравостей пікселів. Під час класифікації знімків k -NN методом можливі й інші міри відстаней між найближчими «сусідами», які обчислюються за результатами канонічного кореляційного аналізу (MSN — most similar neighbor), канонічного кореспондентного аналізу (GNN — gradient nearest neighbor), компонентного аналізу (ICA — independent component analysis) або теорії нечітких множин (fuzzy) [3, 6, 12, 13]. Crookston N.L. та A.O. Finley в спеціальному статистичному пакеті yaImpute [3] реалізували додаткову міру відстаней, одержану на основі одного з алгоритмів машинного навчання — random forest.

Для кожного із зазначених методів може бути задана будь-яка кількість найближчих «сусідів». Треба погодитися, що збільшення величини k веде до зміщеної оцінки відгуку (в бік середнього вибіркового значення) або наближує розподіл змодельованих значень до нормального. З одного боку, збільшення кількості сусідніх пікселів зменшує загальну помилку прогнозу, а з іншого — істотно знижує мінливість відгуку, яка стає нехарактерною для вихідної сукупності. Hudak A.T. зі співавторами [6] вважають, що в кожному дослідженні доводиться робити вибір між точністю результатів та відтворенням реальної структури мінливості досліджуваних показників. При цьому пропонується поступово збільшувати кількість найближчих сусідів, доки кожен наступний перестає проявляти статистично значущий вплив на точність. Змодельовані значення методом одного найближчого «сусіда» завжди зберігатимуть логічну структуру вихідної сукупності, оскільки будуть відповідати іншим спостереженням навчальної вибірки. Більшість вчених схиляється до думки, що оптимальна кількість найближчих «сусідів» перебуває в межах $k = 5 \div 7$.

Досить аргументоване обґрунтування щодо використання k -NN методу під час вибіркової інвентаризації лісів у поєднанні з даними космічних знімків зроблено колективом вчених Лісової служби США. McRoberts R.E. зі співавторами [9] пропонують під час оптимізації алгоритму дотримуватися методу перехресної перевірки з виключенням по одному параметру (leave-one-out), розраховуючи на кожному етапі середнє квадратичне відхилення (RMSD):

$$RMSD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \tilde{Y}_i)^2}, \quad (3)$$

де $\hat{y}_i - \tilde{y}_i$ — відхилення між змодельованими і встановленими на пробі значеннями відгуку; n — обсяг вибірки.

При цьому варто пам'ятати, що значення $k = 1$ іноді призводить до більшої помилки $RMSD$, ніж за умови використання у формулі (3) замість середнього арифметичного значення відгуку. Загальна тенденція динаміки помилки при поступовому збільшенні кількості «сусідів» така: спочатку спостерігається різке зменшення $RMSD$, далі воно стає меш стрімким, аж доки не буде досягнуто оптимального значення (рис. 2,а). Після цього часто відбувається поступове зростання помилки. Треба також враховувати, що класифікація знімків k -NN методом дає зміщені оцінки для екстремальних спостережень. Це відбувається через те, що змодельовані значення відгуку обчислюються як зважене середнє з k найближчих спостережень. Американські вчені [9] застерігають від використання в аналізі недостатньої кількості вихідних параметрів (спектральних каналів знімка), оскільки на однаковій спектральній відстані від цільового пікселя може виявитися кілька референц-пікселів. У цьому випадку доводиться випадково вибирати один із них або використовувати середнє арифметичне значення. Разом із тим за відсутності взаємозв'язку між факторами включення додаткових змінних може не позначитися на точності результатів, а в окремих випадках — навіть мати обернений ефект.

На підставі проведеного аналізу треба визнати, що k -NN метод має достатнє наукове обґрунтування і є перспективним у контексті подальшого розвитку національної інвентаризації лісів України. Протягом тривалого часу він був мало доступним для широкого загалу через відсутність відповідного алгоритмічного забезпечення в комерційних програмах для оброблення даних ДЗЗ. Більшість завдань вирішувалося фахівцями на основі власних розробок. У 2012 р. група італійських вчених анонсувала програму K -NN FOREST, яка нині знаходиться у вільному доступі [12]. До її переваг варто віднести наявність графічного інтерфейсу, а до недоліків — необхідність інсталяції платного пакета програм IDRISI GIS (Clark Labs), в якому здійснюється попередня підготовка даних до аналізу. Однак останнім часом для класифікації даних ДЗЗ k -NN методом набуває популярності статистична система аналізу на базі пакета R, головним чином завдяки спеціальному пакету `yaImpute` [3]. Основні можливості та перспективи його використання для лісової інвентаризації розглянемо на прикладі розрахунку запасу насаджень за даними космічного знімка Landsat TM.

Як відомо, завдання k -NN методу полягають у прогнозуванні значень залежної змінної за даними спектрального відгуку каналів космічного знімка. При цьому використовується математична модель класифікації, яка розробляється на основі навчальної вибірки.

Як залежну змінну використано запас насаджень на 1 га (КАМГ), встановлений із повидільної бази даних для вкритих лісовою рослинністю ділянок. Факторами слугували середні арифметичні значення спектрального відгуку пікселів шести каналів знімка Landsat TM (за винятком теплогового), які були обчислені в межах відібраних таксаційних виділів: $B1mean$, $B2mean$, $B3mean$, $B4mean$, $B5mean$, $B7mean$. Навчальну вибірку обсягом 295 спостережень збережено у форматі *.csv.

Запас насаджень моделювався за допомогою пакета `yaImpute` в два етапи. На першому — проаналізовано навчальний масив даних з метою визначення точності різних алгоритмів та вибору оптимального. На другому — виконано класифікацію космічного знімка та створено неперервну тематичну карту розподілу запасу насаджень у межах дослідної території.

Аналіз починається зі створення навчальної вибірки у вигляді масиву незалежних змінних (X) — спектральних характеристик референц-пікселів космічного знімка Landsat TM та відповідних запасів насаджень, занесених до масиву (Y). Нижче наведемо приклад програмного коду для пакета R, який було використано на першому етапі досліджень:

```
> ref <- read.table("reference.csv", header = TRUE, sep = ";")
> X <- ref[,c("B1mean", "B2mean", "B3mean", "B4mean", "B5mean",
+           "B7mean")]
> Y <- ref[,c("КАМГ")]
> head(X)
  B1mean B2mean B3mean B4mean B5mean B7mean
1 0.1013 0.0900 0.0850 0.1758 0.1854 0.1374
2 0.0985 0.0861 0.0803 0.1749 0.1803 0.1278
3 0.1016 0.0857 0.0775 0.1561 0.1615 0.1391
4 0.0924 0.0771 0.0665 0.1645 0.1581 0.1018
5 0.1013 0.0900 0.0850 0.1758 0.1854 0.1374
6 0.0985 0.0861 0.0803 0.1749 0.1803 0.1278
> euc <- yai(x = X, y = Y, method = "euclidean", k = 20)
> mal <- yai(x = X, y = Y, method = "mahalanobis", k = 20)
> msn <- yai(x = X, y = Y, method = "msn", k = 20)
> ica <- yai(x = X, y = Y, method = "ica", k = 20)
> gnn <- yai(x = X, y = Y, method = "gnn", k = 20)
> # Нормалізоване значення RMSD для різних моделей
> compare.yai(euc, mal, msn, ica, gnn)
      euc.rmsdS mal.rmsdS msn.rmsdS ica.rmsdS gnn.rmsdS
КАМГ 0.8569367 0.8643426 0.8818741 0.8643426 0.8818741
```

Точність різних класифікаційних моделей аналізувалася за допомогою середнього квадратичного відхилення $RMSD$ (3), нормалізованого на основі значення абсолютної мінливості залежної змінної [6]. Із наведеної на рис. 1 інформації можна перекоонатися, що метод EUC має об'єктивні переваги над іншими.

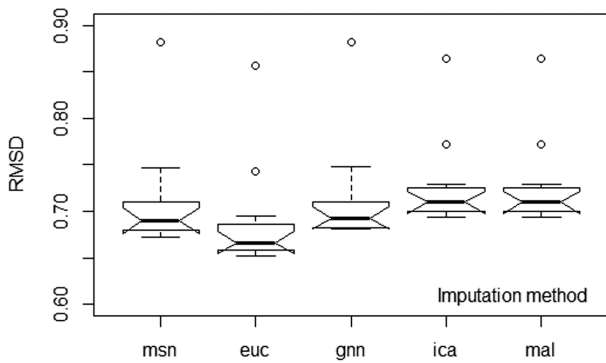


Рис. 1. Нормалізовані значення середньої квадратичної помилки для різних методів визначення запасу насаджень

Оптимальну кількість «сусідів» для методу EUC вибрано після аналізу значень *RMSD*. Для цього за допомогою функції `impute.yai` {`yaImpute`} змодельовано запас насаджень при $k = 1-10, 15, 20$. Відповідно до рис. 2,а, досить обґрунтованим є вибір класифікаційної моделі EUC із $k = 10$, оскільки подальше збільшення цього параметра негативно позначається на її точності. Результат апробації моделі на основі навчальної вибірки відображає рис. 2,б.

Картографування результатів (рис. 3) виконано з використанням функції `AsciiGridImpute` {`yaImpute`} та розробленої математичної моделі EUC із $k = 10$:

```
> euc_imp10 <- impute(euc, method = dstWeighted, k = 10)
> xfiles <- list(B1mean = "L5B1.asc", B2mean = "L5B2.asc",
+              B3mean = "L5B3.asc", B4mean = "L5B4.asc",
+              B5mean = "L5B5.asc", B7mean = "L5B7.asc")
> outfiles <- list(KAMG = "KAMG_euc10.asc")
> AsciiGridImpute(euc, xfiles, outfiles,
+                 ancillaryData = euc_imp10).
```

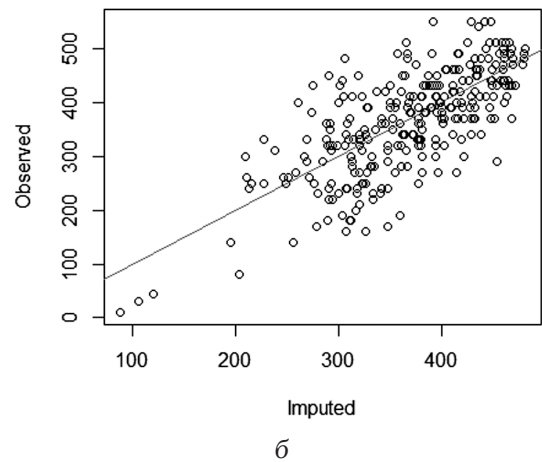
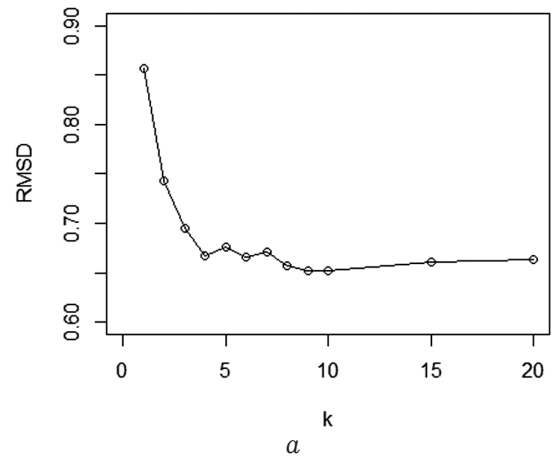
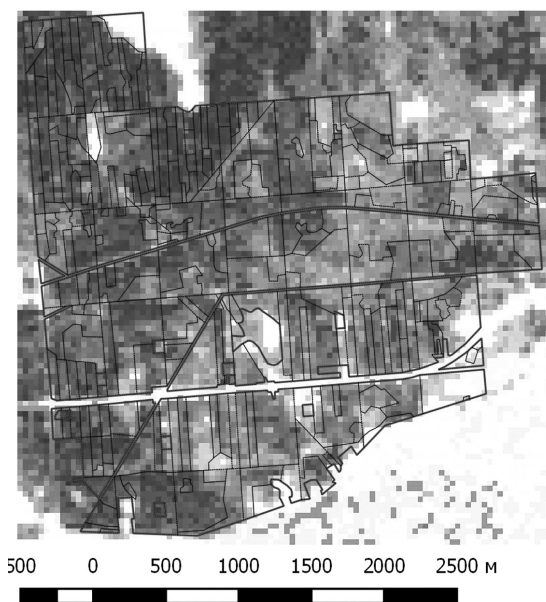


Рис. 2. Графічна інтерпретація класифікаційної моделі EUC: а — *RMSD* за різної кількості «сусідів»; б — фактичні (Observed) та змодельовані (Imputed) значення запасу насаджень при $k = 10, \text{м}^3 \cdot \text{га}^{-1}$



Умовні позначення

□ Границі таксаційних виділів

□ Границі дослідної території

Запас насаджень на 1 га, куб. м

- | | |
|-------|-------|
| □ 50 | ■ 300 |
| □ 100 | ■ 350 |
| □ 150 | ■ 400 |
| □ 200 | ■ 450 |
| □ 250 | ■ 500 |

Рис. 3. Результат розрахунку запасу насаджень *k*-NN методом

Точність різних методів розрахунку запасу насаджень

Таксаційний показник	EUC	MSN	MAL	GNN	ICA
$k = 1$					
Середній запас насаджень — $365 \text{ м}^3\text{-га}^{-1}$	349	366	358	366	358
Мінімальне значення запасу — $10 \text{ м}^3\text{-га}^{-1}$	45	84	87	84	87
Максимальне значення запасу — $550 \text{ м}^3\text{-га}^{-1}$	490	510	497	510	497
$k = 10$					
Середній запас насаджень — $365 \text{ м}^3\text{-га}^{-1}$	364	363	367	363	362
Мінімальне значення запасу — $10 \text{ м}^3\text{-га}^{-1}$	120	146	193	159	140
Максимальне значення запасу — $550 \text{ м}^3\text{-га}^{-1}$	480	483	457	482	483

Щоб оцінити точність використаного алгоритму, виконано порівняння середнього запасу насаджень для таксаційних виділів і дослідної території в цілому. Одержані результати підтверджують загальновідомі висновки щодо k -NN методу: точність класифікації даних ДЗЗ істотно зростає при переході від окремого пікселя до більш агрегованих рівнів (насадження, регіон, країна) [2]. Найбільші відхилення (до $\pm 50\%$) характерні для невеликих виділів, які були представлені 1–3 пікселями. Проте, дотримуючись описаної методики й вибравши потрібний алгоритм, середнє значення запасу насаджень для всієї сукупності деревостанів можна визначити з високою точністю (табл. 1). З наведеної таблиці можна зробити ще один важливий висновок: збільшуючи кількість «сусідів», точність визначення загального запасу зростає, але діапазон мінливості досліджуваної ознаки зменшується.

ВИСНОВКИ

Впровадження в систему національної інвентаризації лісів України світового досвіду обліку лісового фонду статистичними методами в поєднанні з матеріалами аерокосмічної зйомки є надзвичайно важливим завданням. У сучасних умовах дані ДЗЗ дають змогу зробити традиційні методи лісової інвентаризації більш ефективними, що підтверджують одержані результати. Використання неперервних карт основних показників лісового фонду, створених на основі дешифрування даних ДЗЗ та матеріалів таксації пробних площ, розглядається як основний підхід, спрямований на зближення системи вибірково-статистичної інвентаризації лісів та традиційної повидільної інвентаризації. У зв'язку з розвитком технологій дистанційного зондування Землі в подальшому його ефективність постійно зростатиме.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Гірс О.А. Розпізнавання лісопаркових ландшафтів зеленої зони м. Києва за даними ДЗЗ / О.А. Гірс, В.В. Миронюк, М.М. Кутя // Наук. доповіді НУБіП України. — 2012. — № 7 (36). — <http://www.nbu.gov.ua>.
2. Countrywide estimates of forest variables using satellite data and field data from the national forest inventory / H. Reese, M. Nilsson, T.G. Pahlen et al. // *Ambio*. — 2003. — Vol. 32 — № 8. — P. 542–548.
3. *Crookston N.L.* yaImpute: An R Package for kNN Imputation / N.L. Crookston, A. O. Finley // *Journal of Statistical Software*. — 2008. — Vol. 23. — Issue 10. — P. 1–16.
4. *Haapanen R.* Data combination and feature selection for multi-source forest inventory / R. Haapanen, S. Tuominen // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. — 2008. — Vol. 74. — № 7. — P. 869–880.
5. *Haralik R.M.* Textural features for image classification / R.M. Haralik, K. Shanmugam, I. Dinstein // *IEEE Transactions on systems, Man and Cybernetics*. — 1973. — Vol. SMC-3, № 6. — P. 610–621.
6. *Hudak A.T.* Nearest neighbor imputation of species-level, plot-scale forest structure attributes from LIDAR data / A.T. Hudak, N.L. Crookston, J.S. Evans et. al. // *Remote Sensing of Environment*. — 2008. — Vol. 112. — P. 2232–2245.
7. Mapping attributes of Canada's forests at moderate resolution through kNN and MODIS imagery / A. Beaudoin, P.Y. Bernier, L. Guindon et al. // *Canadian Journal of Forest Resources*. — 2014. — Vol. 44. — P. 521–532.
8. *Maselli F.* Evaluation of statistical method to estimate forest volume in a Mediterranean Region / F. Maselli, M. Chiesi // *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*. — 2006. — Vol. 44. — № 8. — P. 2239–2250.
9. *McRoberts R.E.* Stratified estimation of forest area using satellite imagery, inventory

- data, and the k-Nearest Neighbor technique / R.E. McRoberts, M.D. Nelson, D.G. Wendt // Remote Sensing of Environment. — 2002. — Vol. 82. — P. 457–468.
10. McRoberts R.E. Remote sensing support for national forest inventories / R.E. McRoberts, E.O. Tomppo // Remote Sensing of Environment. — 2007. — № 110. — P. 412–419.
 11. Mozgeris G. Estimation and use of continuous surfaces of forest parameters: options for Lithuanian forest inventory / G. Mozgeris // Baltic Forestry. — 2008. — Vol. 14. — № 2(27). — P. 176–184.
 12. Non-parametric and parametric methods using satellite images for estimating growing stock volume in Alpine and Mediterranean forest ecosystems / G.A. Chirici, P. Barbati, M. Corona // Remote Sensing of Environment. — 2008. — Vol. 112(5). — P. 2686–2700.
 13. Ohmann J.L. Predictive mapping of forest composition and structure with direct gradient analysis and nearest-neighbor imputation in coastal Oregon, USA / J.L. Ohmann, M.J. Gregory // Canadian Journal Remote Sensing. — 2002. — Vol. 32. — P. 725–741.
 14. Tomppo E. Satellite image-based National Forest Inventory of Finland / E. Tomppo // International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing. — 1991. — Vol. 28: 1–7. — P. 419–424.
 15. Tomppo E. Multi-source forest inventory: method and applications / E. Tomppo, M. Haakana, M. Kalita, J. Perasaari // Series: Managing Forest Ecosystems. — 2008. — Vol. 18. — 373 p.

УДК 632.78 : 57.047

ЕКОЛОГІЧНІ ОСОБЛИВОСТІ РОЗВИТКУ ПОПУЛЯЦІЇ КАПУСТЯНОЇ ПОПЕЛИЦІ В УМОВАХ ЛІСОСТЕПУ УКРАЇНИ

Я.О. Лікар

кандидат сільськогосподарських наук

доцент кафедри ентомології ім. проф. М.П. Дядечка

Національний університет біоресурсів і природокористування України

Проведено комплексний аналіз екологічних показників, які впливають на розвиток та поширення капустиної попелиці в Лісостепу України. Встановлено, що посушливі умови значно підвищують імовірність розселення та збільшують шкодочинність цього шкідника на овочевих культурах.

Ключові слова: капустина попелиця, вологість, сума ефективних температур, шкодочинність.

Капустина попелиця — *Brevicoryne brassicae* L. (родина афіди — *Aphididae*, ряд рівнокрилі хоботні — *Homoptera*). В Україні поширена всюди, особливо шкодить у роки із сухим, жарким літом. Зимують яйця на качанах капусти і різних диких капустианих культурах. У літній період капустина попелиця розмножується на капусті, її висадках та інших капустианих.

Листки, ушкоджені шкідником, знебарвлюються, зморщуються, а сильно ушкоджені стебла не утворюють головок.

Ушкоджені листки легко виявити, оскільки попелиці, вкриті сірим восковим нальотом, добре помітні на їхньому зеленому фоні. В обмеженні чисельності попелиць істотну роль відіграють хижакі-афідофаги. Серед них найбільше значення мають різні види кокцинелід (сонечко 7-крапкове, 13-крапкове, 14-крапкове, 2-крапкове), мухи-сирфіди (дзюрчалка (сирф) перев'язана), золотоочка звичайна, паразитичні ізди (афідіус) та ін. В окремі роки чисель-

ність шкідника залежить від погодних умов: попелиці гинуть під час злив і похолодань.

За літературними даними [1–4], капустина попелиця розвивається, залежно від метеорологічних чинників, у 10–15 поколіннях. Зимує в стадії яйця на капустианих бур'янах та залишках капустианих, не прибраних з поля коренях і листках капусти, а також на залишених для висадки маточниках капустианих рослин. Тому метою досліджень було охарактеризувати екологічні особливості розвитку та поширення капустиної попелиці, визначити основні заходи захисту рослин від цього шкідника.

За результатами наших досліджень, розвиток капустиної попелиці відбувався на рослинах капусти, редьки, редиски, хрону звичайного та інших культурах. Найбільше були заселені капуста білоголова, сурпиця та гірчиця польова (табл. 1).

У наведеній таблиці, крім культурних рослин, представлені й дикорослі, бур'яни, що є