

<https://doi.org/10.15407/knit2020.04.045>
УДК 528.88:630.4

М. В. АРТЮШЕНКО, старш. наук. співроб., д-р техн. наук

E-mail: mart47@i.ua

О. В. ТОМЧЕНКО, наук. співроб., канд. техн. наук

Державна установа «Науковий центр аерокосмічних досліджень Землі
Інституту геологічних наук Національної академії наук України»
вул. О. Гончара 55-б, Київ 54, Україна, 01601

ПЕРКОЛЯЦІЙНА МОДЕЛЬ ДЛЯ КОНТРОЛЮ ПОШИРЕННЯ ЗАРАЖЕНЬ ЛІСУ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМИ З КОСМІЧНИХ АПАРАТІВ

*Для України і багатьох країн Європи актуальним є вирішення проблеми катастрофічного висихання і загибелі соснових лісів, яке спостерігається останніми роками як наслідок зараження дерев стовбуровими шкідниками, короїдами (*Ips acuminatus*, *Ips sexdentatus*). Для вирішення цієї проблеми використовуються результати досліджень різного рівня, зокрема дистанційне зондування з космічних апаратів. Традиційні методи контролю за космічними знімками дозволяють описати інтенсивність зараження єдиним способом — визначенням площі кластерів зараження при умові високої просторової розрізненості дистанційних даних. Результат вимірювання площі кластерів істотно залежить від масштабу зйомки, через те що поле заражень є негладким. Висока вартість отримання детальних даних істотно стримує застосування інформаційних космічних технологій для контролю поширення зараження. У випадку масштабно-інваріантного розподілу площі кластерів заражень застосування статистичні методи і методи перколяційної теорії може дати істотно більше інформації про характер зараження.*

Впроваджені масштабно-інваріантні індикатори дозволяють визначати інтенсивність зараження за космічними знімками середньої просторової розрізненості, що значною мірою сприяє підвищенню економічної ефективності застосування інформаційної космічної технології дистанційного зондування. Розглянуто методи контролю і аналізу зараження лісу, що базуються на фізико-математичній теорії перколяції, в рамках якої розглядається поширення флюїду (шкідників) в неоднорідних середовищах. Запропоновані методи обробки та інтерпретації космічної інформації дозволяють зробити низку важливих висновків і на їхній основі отримати обґрунтовані рекомендації, спрямовані на підвищення ефективності боротьби з шкідниками лісу. На завершення цей підхід проілюстровано експериментами з реальними космічними зображеннями і результатами валідації перколяційної моделі поширення заражень лісу.

Ключові слова: зараження лісу, перколяційна теорія, кластери зараження, космічна зйомка, степеневий розподіл, скейлінг, індикатори зараження.

ВСТУП

Лісові екосистеми виконують найважливіші екологічні функції та є ключовим компонентом біосфери. Проблеми збереження, відтворення і раціонального використання лісових ресурсів

приділяється велика увага з боку міжнародної громадськості. Для України і багатьох країн Європи актуальним є вирішення проблеми катастрофічного висихання і загибелі соснових лісів, яке намітилося в останні роки в результаті їхньо-

Цитування: Артюшенко М. В., Томченко О. В. Перколяційна модель для контролю над поширенням заражень лісу за зображеннями з космічних апаратів. *Космічна наука і технологія*. 2020. 26, № 4 (125). С. 45–56. <https://doi.org/10.15407/knit2020.04.045>

го зараження стовбуровими шкідниками, короїдами (*Ips acuminatus*, *Ips sexdentatus*) [2, 3]. Серед понад 30 деревних порід, представлених в лісах України, частка сосни становить в середньому 33 %, а в окремих регіонах вона перевищує 80 % [3]. За рекомендацією вітчизняних і зарубіжних фахівців, єдиним ефективним засобом боротьби з короїдом є своєчасна санітарна рубка і термінове вивезення з лісу пошкодженої деревини [2].

Для вирішення проблеми масового всихання соснових лісів використовуються результати різного рівня досліджень: ДНК-діагностика раннього захворювання дерев, селекційний відбір біологічно стійких порід по молекулярно-генетичних характеристиках, методи феромонних пасток, дистанційного зондування (ДЗ) з безпілотних і космічних літальних апаратів і візуальний контроль. При спостереженні хвойних лісів України за допомогою високоточних сенсорів космічних апаратів (КА) можна побачити, що серед зелених хвойних дерев наявні численні вкраплення жовто-рудих ділянок різних розмірів і форми. Це уражені жуками-короїдами дерева [1]. Значні площі зараження лісів, швидкість поширення і розвитку дорослих особин короїдів при високій весняній температурі, яка спостерігається в останні роки, сприяє швидкому (за кілька тижнів) усихання сосен.

З огляду на високу швидкість поширення зараження лісів, природним способом глобального оперативного контролю ситуації є простий підрахунок площ короїдного всихання лісових масивів по високоточних знімках з КА. При цьому результат вимірювань площ кластерів зараження суттєво залежить від масштабу зйомки, оскільки поле заражень є негладким [4]. Описати інтенсивність зараження традиційним методом можна єдиним способом, а саме — підраховуючи площу при високій просторовій розрізненості, тобто при досить малій величині проєкції пікселя зображення на земну поверхню. Однак висока вартість отримання високоточних даних істотно стримує застосування інформаційних космічних технологій для контролю поширення зараження. У випадку масштабно-інваріантного розподілу площ кластерів [4—8] застосування відповідних методів і моделей інтерпретації кос-

мічної інформації може дати набагато більше інформації про характер зараження.

До переліку обговорюваних в цій статті завдань входить використання масштабно-інваріантних індикаторів, які дозволяють визначати інтенсивність зараження за космічними знімками середньої просторової розрізненості, що значною мірою сприяє підвищенню економічної ефективності використання космічної зйомки.

Результати аналізу глобального рівня спостережень з КА базуються на фізико-математичних методах теорії перколяції, в рамках якої розглядається поширення флюїду (шкідників) в неоднорідних середовищах [7, 8, 10]. Розглянуті нижче методи обробки та інтерпретації космічної інформації дозволяють зробити ряд важливих висновків і на їхній основі отримати обґрунтовані рекомендації, спрямовані на підвищення ефективності боротьби зі шкідниками лісу. На завершення цей підхід проілюстровано числовими експериментами з реальними космічними зображеннями і результатами валідації перколяційної моделі поширення заражень лісу.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Динаміка поширення заражень дерев у лісі розглядається як випадковий процес, який формалізується двовимірною моделлю перколяції і вивчається по космічних знімках лісового масиву. На решітці пікселів (растрі) $m \times m = N$ квадратної області W , лінійного розміру m , задано бінарне зображення, визначене цифровою функцією

$$I_j = \begin{cases} +1, & j \in B, \\ 0, & j \notin B, \end{cases} \quad (1)$$

де $j = \overline{1, N}$ номер пікселя, B — клас об'єктів «клітинка із зараженими деревами». Цей клас визначається у процесі сегментації зображення лісового масиву з КА. Функція I_j розглядається далі як бінарне зображення квадратної області $\bar{\Omega}$ площини землі. В області $\bar{\Omega}$ зображенням задано сітку, квадратні клітинки якої є проєкціями пікселів на земну площину. Методологія перколяції використовується для моделювання формування кластерів із заражених клітинок області $\bar{\Omega}$ і відповідно кластерів з пікселів бінарного

зображення. Під кластером слід розуміти сукупність клітинок сітки або асоційованих з ними пікселів бінарного зображення (1), що перебувають в стані (+1) і мають хоча б одну загальну сторону. Пікселі зображення зі значеннями (+1) зафарбовуються одним кольором.

Кількість і розмір кластерів визначає конфігурацію сітки зараження лісового масиву. Поширення захворювання дерев розглядається як формування кластерів з клітинок квадратної сітки розміром $m \times m = N$. Процес формування визначається рівнем ймовірності p , загальним для всієї перколяційної сітки і характеризує інтенсивність поширення зараження. Рівень p залежить від багатьох факторів, серед яких: площа лісу, зараженого шкідниками, температура, рівень ґрунтових вод, стан ґрунту, вік дерев, структура лісового масиву, проведені санітарні заходи тощо. Точний облік і математичний опис дії навіть істотних чинників, що впливають на поширення заражень, не є можливим, а їхня сумарна дія моделюється рівнем ймовірності p . У перколяційній моделі кожна клітинка сітки $j=1, N$ випадковим чином набуває одного з двох станів:

$$I_j = \begin{cases} +1, & p_j < p, \\ 0, & p_j \geq p. \end{cases} \quad (2)$$

На бінарному зображенні зафарбовані клітинки відповідають стану (+1). Розміри кластерів сітки визначаються кількістю клітинок, які знаходяться в стані (+1), або площею, яку займають кластери на земній поверхні. Кластер на зображенні може характеризуватися кількістю зафарбованих пікселів, з яких він складається. В результаті застосування виразу (2) до всіх пікселів області Ω зафарбованою виявиться відносна частка p всіх пікселів.

На рис. 1 наведено приклад бінарного зображення перколяційної системи на квадратній решітці лінійного розміру $m=16$ з ймовірністю заповнення клітинок $p=0.2$. Якщо ймовірність p невелика, то тільки невелика кількість клітинок отримує значення (+1), і більшість зафарбованих клітинок утворює одиночні кластери або кластери по дві, три клітинки (піксела). Отже, середній розмір кластерів $\langle s \rangle$ теж невеликий. При повторенні обчислювального експерименту

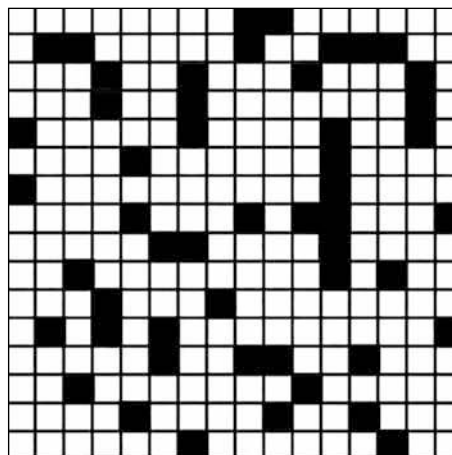


Рис. 1. Демонстраційний приклад фрагмента бінарного зображення перколяційної сітки при значенні $p = 0.2$ на решітці 16×16

з перколяційною моделлю кожного разу виходять нові конфігурації кластерів на решітці.

Зі зростанням ймовірності p більшість клітинок виявляється зафарбованими, і вони об'єднуються у великі кластери, середній розмір $\langle s \rangle$ яких теж збільшується. При малих значеннях p середній розмір $\langle s \rangle$ малий і не залежить від розмірів сітки. При певному критичному значенні ймовірності $p = p_c$ серед кластерів різного розміру вперше спостерігається один великий перколяційний кластер, який тягнеться від одного краю сітки до протилежного, і стає можливим такий стан структури, при якому є хоча б один неперервний шлях від одного краю сітки до протилежного. В цьому випадку сітка (система клітинок) перколює (протікає), і, якщо сітка стає великою, стає великим і значення $\langle s \rangle$ — середній розмір кластерів збільшується із зростанням розмірів перколяційної сітки. Отже, перколяційна сітка моделює два різні випадки, — один для малих значень ймовірності $p < p_c$, при яких $\langle s \rangle$ також мале і не залежить від розмірів сітки. Другий випадок виникає при великих значеннях $p \geq p_c$, для яких середнє значення кластерів $\langle s \rangle$ велике і збільшується зі збільшенням сітки. Ця властивість перколяційної сітки використовується у фізиці для моделювання безперервних фазових переходів [7, 8]. Перколяція у моделі поширення заражень розглядається як резуль-

тат збільшення кластерів до розмірів, сумірних з розміром лісового масиву. Середній розмір кластерів $\langle s \rangle$ сітки використовується у моделі як одна з індикаторних ознак і міра інтенсивності зараження лісового масиву, а динаміка цієї величини слугує мірою поширення захворювання дерев лісового масиву за спостереженнями з космосу.

Валідація за космічними знімками перколяційної моделі поширення заражень лісу передбачає встановлення ряду основних властивостей перколяційної системи за зображеннями з КА:

- утворення кластерної структури зараження ділянок лісу;
- зростання середнього розміру (площі) кластерів структури із зростанням поширення зараження лісу;
- степенева залежність частотного розподілу кластерів структури за розмірами.

Виходячи з властивостей перколяційної моделі, необхідно визначити індикаторні ознаки, що кількісно характеризують інтенсивність поширення зараження, методи і алгоритми формування індикаторних ознак (індикаторів) за космічними знімками, а також встановити залежність цих ознак від просторової розрізненності (масштабу) зйомки.

МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ ФОРМУВАННЯ ІНДИКАТОРІВ

Алгоритм обчислення середнього розміру кластерів перколяційної сітки. Задамо конфігурацію сітки кількістю і розмірами кластерів. Розмір кластера визначається кількістю в ньому клітинок стану (+1). Тип кластера характеризується його розміром. Нехай мережа складається з $i=1, \overline{M}$ типів кластерів, тоді: s_i — розмір кластерів i -го типу, n_i — кількість кластерів i -го типу. Визначимо ймовірність w_i того, що випадково вибрана клітинка сітки належить кластеру i -го типу, який має розмір s_i :

$$w_i = \frac{s_i n_i}{\sum_{i=1}^M s_i n_i}, \quad (3)$$

де

$$\sum_{i=1}^M w_i = 1.$$

З урахуванням знайденого вектора ймовірності (3), середній розмір кластерів сітки $\langle s \rangle$ визначається як момент першого порядку розподілу

$$\langle s \rangle = \sum_{i=1}^M w_i s_i. \quad (4)$$

Одиницею вимірювань розмірів кластерів s_i і їхнього середнього розміру $\langle s \rangle$ можуть бути кількість пікселів або площа у квадратних метрах проєкції пікселів на земну поверхню.

Приклад обчислення середнього розміру кластера сітки за зображенням. У термінах введених позначень визначимо характеристики конфігурації сітки за бінарним зображенням, наведеним на рис. 1:

$$M = 4; \quad i = \overline{1,4}; \quad s^T = (1 \ 2 \ 3 \ 7); \quad n^T = (20 \ 6 \ 4 \ 1), \quad (5)$$

де індекс «Т» — знак транспонування.

Обчислення вектора ймовірності кластерів виконуємо згідно з виразом (3) за знайденими характеристиками конфігурації сітки (5):

$$w^T = (0.392, 0.235, 0.235, 0.137). \quad (6)$$

Середній розмір кластера у пікселях зображення знаходимо за виразом (4): $\langle s \rangle = 2.529$.

Методи обчислення розподілів площ заражень. Статистичний аналіз характеристик багатьох процесів часто демонструє велику варіабельність значень величин, які не групуються біля одного або декількох величин, що вимірюються, а мають значний розмах значень, який може охоплювати декілька порядків [5, 6, 8]. Для перколяційної моделі введемо у розрахунок величину варіабельності V кластерів заражень як відношення між максимальною і мінімальною площею кластерів:

$$V = \frac{s_{\max}}{s_{\min}},$$

$$s_{\max} = \max\{s_i^M\}, \quad (7)$$

$$s_{\min} = \min\{s_i^M\},$$

де M — кількість типів кластерів.

Проведені авторами дослідження показали, що структура площ зараження лісових масивів характеризується значною варіабельністю розмірів кластерів зараження, що є однією з оз-

нак степеневому розподілу. Системи і процеси з такою властивістю звичайно підпорядковуються степеневому закону розподілу. Відмінною особливістю степеневому закону розподілу, відомого також як закон Ципфа, розподіл Парето або розподіл з «важким хвостом», є повільне зменшення ймовірності великих значень вимірюваних величин x [8]. Для степеневих розподілів великі події відбуваються недостатньо рідко, щоб їх не враховувати при розгляді, через що графіки розподілів мають важкі хвости, що свідчить про можливість розвитку в системі катастрофічних явищ, пов'язаних з появою великих значень x . Стосовно до поширення заражень лісу це означає, що є велика ймовірність появи кластерів заражень значних розмірів (площ). У випадку степеневому закону щільність розподілу ймовірності випадкової неперервної величини X зі значеннями x описується степеневою функцією $u(x)$:

$$u(x) = Cx^{-\alpha}, \quad x > 0, \quad \alpha > 0, \quad (8)$$

а для дискретних величин — визначається рядом розподілу ймовірності

$$p_i = P(X = x_i), \quad x_i > 0, \quad i = \overline{1, n}$$

$$p_i = c x_i^{-\alpha}, \quad \alpha > 0, \quad \sum_{i=1}^n p_i = 1, \quad (9)$$

де C, c — сталі величини, α — степеневий показник, p_i — ймовірність, обчислена як відносна частота, з якою зустрічаються значення x_i .

Степеневий вид функції щільності (8) в білогарифмічних координатах виражається лінійною залежністю

$$\ln u = \ln C - \alpha \ln x, \quad (10)$$

яка використовується для ідентифікації розподілів даного типу.

У роботі [8] на модельних прикладах показано, що ідентифікація степеневих розподілів за допомогою побудови гістограм є поганою практикою. Згідно із виразом (10) гістограма степеневому розподілу у подвійних логарифмічних координатах повинна виглядати як пряма лінія. Проте статистичний шум для великих значень величини, що рідко зустрічаються, призводить до передчасного обривання «хвоста» гістограми. У випадку степеневих розподілів для побудови гістограм, які

розглядаються як емпіричний аналог щільності ймовірності, необхідно мати вибірки дуже великих об'ємів. На практиці ідентифікація степеневих розподілів виконується ранговим (ранг-частота) методом, який послаблює вимоги до великого об'єму статистичних даних і дозволяє уникнути ранньої появи статистичного шуму [5, 8]. Ранговий метод обробки даних спостережень передбачає надання номера (рангу) для кожного значення величини у вибірці, впорядкованій за спаданням. Кожному елементу послідовності, починаючи з найбільшого значення, надається номер. Елементи з однаковими значеннями одержують різні номери в спадній послідовності. Кожне вибірконе значення має ранг, що дорівнює найбільшому номеру елемента з даним значенням. Ранги значень є накопиченими (кумулятивними) частотами розподілу, а максимальне значення накопиченої частоти (повна частота) дорівнює кількості N елементів у вибірці. Частота, з якою зустрічаються значення випадкової величини, розглядається як статистична ймовірність. Ідентифікація степеневому розподілу ранговим методом виконується шляхом побудови кумулятивної функції $F(x)$:

$$F(x) = P(X \geq x) = \sum_{x_i \geq x} P(X = x_i), \quad (11)$$

де X — випадкова величина, x — поточне значення величини. Позначення під знаком суми вказує на те, що підсумовування поширюється на всі значення x_i , які більші чи рівні поточним значенням. Імовірнісна кумулятивна функція степеневому розподілу досягає максимального значення, рівного одиниці, при $X = x_{\min}$, $F(x_{\min}) = 1$.

Кумулятивна функція $F(x)$ визначена як для дискретних, так і для безперервних величин. Для неперервної величини x функція $F(x)$ пов'язана з функцією щільності $u(x)$ інтегральним співвідношенням, в якому при виборі меж інтегрування враховується той факт, що степеневий розподіл (8) розходиться при малих значеннях x :

$$F(x) = \int_x^{\infty} u(x) dx = C \int_x^{\infty} x^{-\alpha} dx = \frac{C}{\alpha - 1} x^{-(\alpha-1)} = C_1 x^{-(\alpha-1)}. \quad (12)$$

Зі співвідношення (12) випливає, що кумулятивна функція $F(x)$ степеневого розподілу є також степеневою функцією зі значенням показника степеня, що на одиницю менший від показника α функції щільності (8), і в білогарифмічних координатах виражається лінійною залежністю

$$\ln F = \ln C_1 - (\alpha - 1) \ln x. \quad (13)$$

При відомій множині значень кумулятивної функції у білогарифмічних координатах методом найменших квадратів визначається значення степеневого показника $\alpha - 1$ як коефіцієнта нахилу прямої (13).

Умова нормування щільності розподілу задається рівнянням

$$\int_{x_{\min}}^{\infty} u(x) dx = 1,$$

з якого визначається значення коефіцієнта C :

$$1 = C \int_{x_{\min}}^{\infty} x^{-\alpha} dx = \frac{C}{1-\alpha} x^{-\alpha+1} \Big|_{x_{\min}}^{\infty},$$

$$C = (\alpha - 1) x_{\min}^{\alpha-1}.$$

Нормований вираз (8) має вигляд

$$u(x) = [(\alpha - 1) x_{\min}^{\alpha-1}] x^{-\alpha}.$$

Видно, що нормування змінює тільки величину множника C , не змінюючи степеневому виду розподілу, а також значення степеневого показника α . З огляду на цю особливість степеневому розподілу з точністю до постійних множників мають місце співвідношення

$$F(x) \propto x^{-(\alpha-1)}, \quad u(x) \propto x^{-\alpha}. \quad (14)$$

Ранговий метод обчислення кумулятивної функції розподілу дозволяє ідентифікувати степеневий розподіл і визначити показник степеня як для нормованих значень, так і не переймаючись про виконання умов нормування (14).

Масштабно-інваріантні індикатори заражень лісу за зображеннями з КА. На математичному рівні опису масштабна-інваріантні властивості степеневих розподілів очевидні. Степеневий закон для імовірнісного розподілу значень x вимірюваної величини виражається однорідною функцією однієї змінної $u(x) = cx^{-\alpha}$ і зберігає всі

добре відомі властивості класу однорідних функцій довільного числа змінних. Якщо щільність розподілу $u(x)$ підпорядковується степеневому закону, то зміна масштабу x в k разів не змінює виду функціональної залежності і значення показника α , значення функції збільшується (зменшується) в $k^{-\alpha}$ разів

$$u(kx) = c(kx)^{-\alpha} = ck^{-\alpha} x^{-\alpha} = Cx^{-\alpha},$$

$$C = ck^{-\alpha}, \quad k > 0, \quad \alpha > 0. \quad (15)$$

Через цю властивість, степеневі розподіли називають масштабна-інваріантними. Степеневий показник розподілу α і показник $(\alpha - 1)$ кумулятивної функції (14) є інваріантами розподілу. Точніше визначення цих параметрів виражається як кратні подвійні інваріанти групи несиметричних розтягнень [5]. Масштабна інваріантність степеневих розподілів розмірів кластерів заражень означає, що ці інваріанти не залежать, а на практиці мало залежать від просторової розрізненості космічної зйомки і, отже, можуть бути використані як індикатори інтенсивності зараження, що визначаються як по високоточних знімках, так і по знімках середньої просторової розрізненості. Властивість масштабна-інваріантності притаманне багатьом геофізичним, біологічним, соціальним процесам і системам [5, 6].

ВАЛІДАЦІЯ ПЕРКОЛЯЦІЙНОЇ МОДЕЛІ ЗАРАЖЕННЯ ЛІСУ

Валідація моделі провадилася на тестовій ділянці соснового лісу, розташованого на території Камінь-Каширського району Волинської області. Методи і алгоритми, які застосовуються при формуванні індикаторних ознак зараження, належать до методів інтерпретації космічної інформації. Цим алгоритмам передують методи обробки космічної інформації, за допомогою яких виконується класифікація та сегментація зображень лісу в різних діапазонах видимого спектру.

За космічними знімками та наземною інформацією виконано аналіз динаміки наслідків заселення лісу вершинним короїдом (*Ips acuminatus*) протягом трьох років (2016—2018 рр.). За зображеннями досліджувався квадратний фрагмент

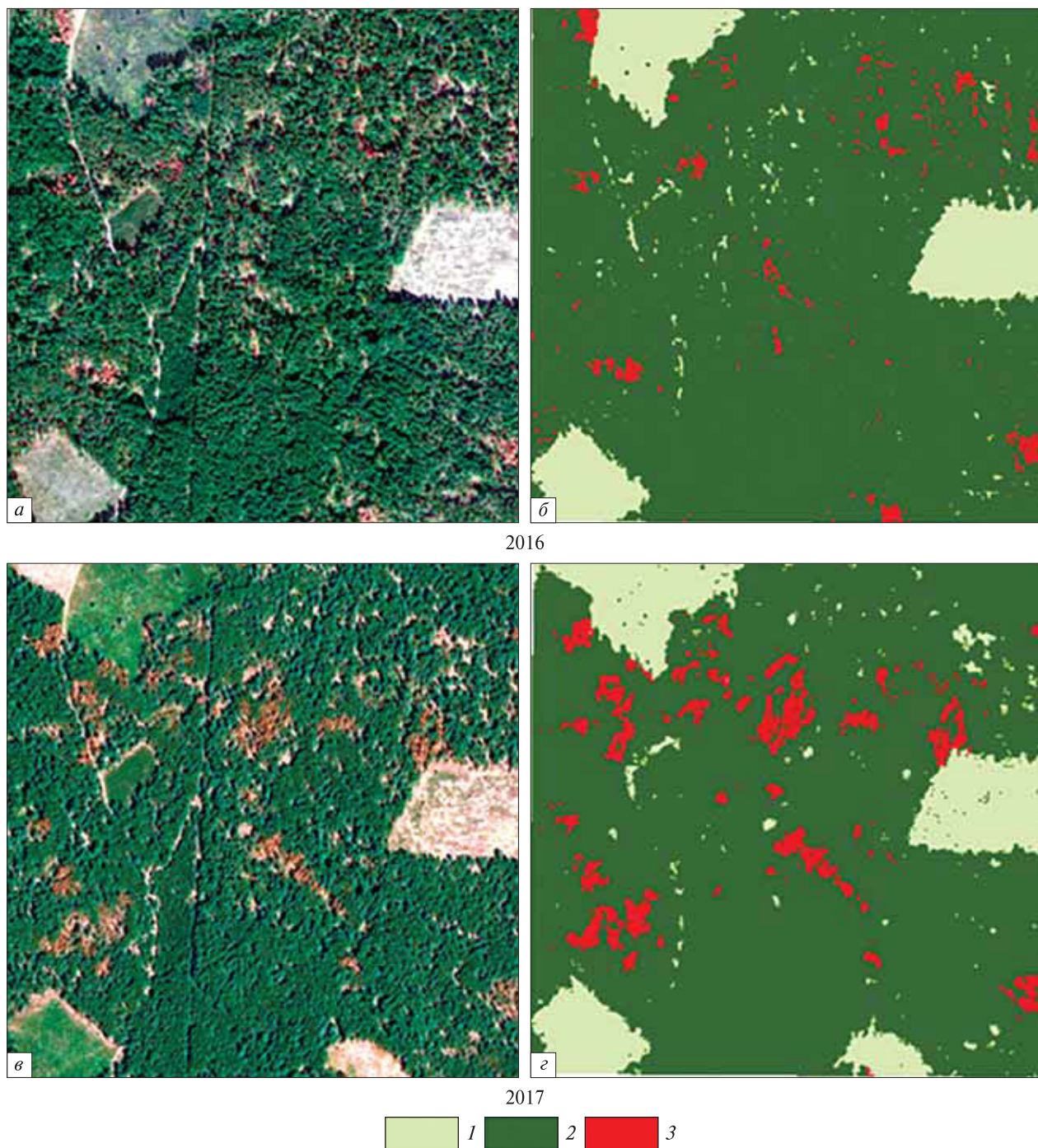


Рис. 2. Результат сегментації (карти (б, г) високоточних знімків (а, в) тестової ділянки лісу: 1 — санітарні рубки, 2 — здоровий сосновий ліс, 3 — заражений (всохлий) ліс

ділянки лісу площею 53.5 га. З огляду на результати наземних спостережень, які показують, що високі весняні температури сприяють швидкому

всиханню сосни (кілька тижнів) при заселенні її короїдом, сегментація заражених площ виконувалася по ділянках засохлих дерев. Аналіз і

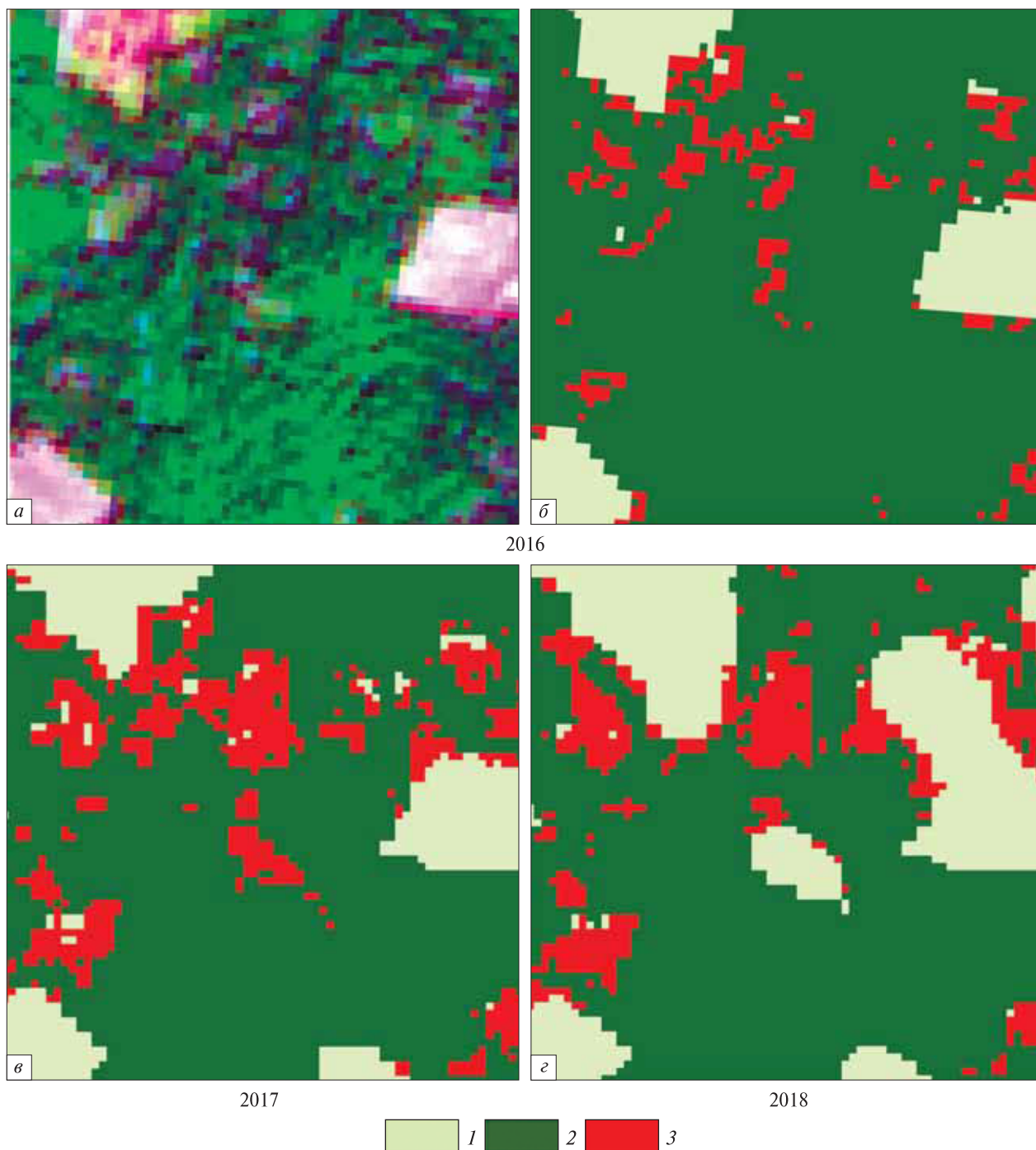


Рис. 3. Знімок 2016 р. з КА Sentinel-2A (а) та результат сегментації (карти) знімків тестової ділянки лісу середньої просторової розрізненності (б–з): 1 – санітарні рубки, 2 – здоровий сосновий ліс, 3 – заражений (всохлий) ліс

зіставлення площ короїдного всихання сосново-го лісу провадилися як по високоточних знімках видимого діапазону (рис. 2) з КА WorldView-2

(08.09.2016) і Pleiades-1B (09.08.2017), так і по знімках з КА Sentinel-2A (рис. 3) середньої просторової розрізненності 10 метрів.

Для розпізнавання на високоточних зображеннях об'єктів інтересу трьох класів: «санітарні вирубки та галявини», «здоровий сосновий ліс», «заражений (всохлий) ліс» застосовувався об'єктно-орієнтований підхід. Дешифрування знімків середньої просторової розрізненності виконувалося з використанням піксельно-орієнтованого підходу. Після створення еталонів для трьох класів було проведено автоматичну класифікацію об'єктів методом штучних нейронних мереж [9]. На рис. 2, б, г і рис. 3, б—г наведено сегментовані зображення (карти), які показують динаміку поширення заражень і ділянок санітарних вирубок на тлі здорового лісу. На картах ясно простежується кластерна структура ділянок зараження, властива перколяційним системам. На карті 2018 р. (рис. 3, г) видно формування перколяційного кластера, який міг би сягати від лівого до правого краю сітки, і тільки санітарні вирубки перешкоджають його утворенню. Основні кількісні характеристики поширення зараження, отримані по знімках різної просторової розрізненності і в різні роки, зведено в таблицю.

Зростання середньої площі кластерів $\langle s \rangle$ демонструє збільшення інтенсивності зараження лісу по роках. Цей розрахунок був виконаний відповідно до алгоритму розглянутому вище (1), (3), (4). Слід зазначити, що значення $\langle s \rangle$, так само як і загальна площа зараження S_3 залежать від масштабу розгляду, який визначається величиною просторової розрізненності δ зображень з КА. Значна варіабельність V площ кластерів зараження (див. таблицю), підрахована за виразом

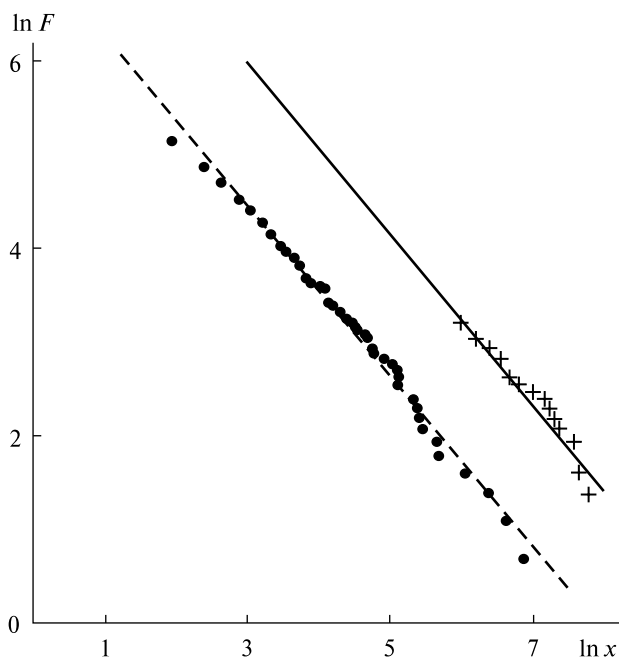


Рис. 4. Графіки кумулятивних функцій розподілу кластерів короїдного всихання лісу за розмірами, побудовані за зображеннями (2016 р.) з просторовою розрізненністю $\delta = 10$ м (хрестики) і $\delta < 3$ м (точки). Прямі — відповідні лінії регресії

(7), вказує на можливу апроксимацію розподілу у вигляді степеневі функції. Значення параметрів розподілів а знайдено ранговим методом шляхом побудови кумулятивних функцій. Ця величина є масштабним інваріантом і зменшується зі збільшенням інтенсивності зараження. У таблиці вказані значення стандартних похибок

Результати валідації перколяційні моделі і аналізу зараження лісу на тестовій ділянці площею 53.5 га за даними з космічних апаратів

Рік, δ	S_1 , га	S_2 , га	S_3 , га	$\langle s \rangle$, кв. м	V , кв. м	α	E
2016, $\delta < 3$ м	6.3	46.1	1.1	405.91	328	1.911	0.105
2017, $\delta < 3$ м	7.4	43.5	2.7	1084.03	433	1.598	0.197
2016, $\delta = 10$ м	6.5	43.2	3.8	1575.07	33	1.918	0.187
2017, $\delta = 10$ м	7.9	38.0	7.6	5796.85	140	1.600	0.093
2018, $\delta = 10$ м	12.9	33.8	6.8	6759.56	130	1.671	0.128

Позначення: δ — просторова розрізненність знімка, S_1 — вирубки, S_2 — здоровий ліс, S_3 — усохлий ліс, $\langle s \rangle$ — середній розмір кластера усохлого лісу, V — варіабельність кластерів, α — параметр розподілу кластерів, E — стандартна похибка регресії при ідентифікації розподілу.

апроксимації E лінійної регресії при обчисленні кумулятивних функцій.

На рис. 4 наведено графіки кумулятивних функцій розподілу кластерів заражень по площах (розмірах) для тестової ділянки у 2016 р. Лінійний вигляд функцій у білогарифмічних координатах ідентифікує степеневий розподіл кластерів. Обчислені за космічними знімками значення степеневих показників розподілу α , наведені в таблиці, демонструють інваріантність цих величин по відношенню до просторової розрізненності δ космічної зйомки, що дозволяє використовувати ці величини як масштабно-інваріантні індикатори заражень лісу за зображеннями з КА. На рис. 4 графіки двох кумулятивних функцій, отримані при різних значеннях просторової розрізненності δ , представлені паралельними прямими лінійної регресії у білогарифмічних координатах. Графіки мають однакові кути нахилу α , що ілюструє масштабну інваріантність параметра α як індикатора. Зі збільшенням інтенсивності зараження збільшуються максимальний і середній розміри кластерів (див. таблицю), що призводить до зменшення значень індикатора α . Графік кумулятивної функції лінійної регресії у білогарифмічних координатах стає більш пологим.

ВИСНОВКИ

Застосування перколяційної моделі для інформаційного опису процесів поширення заражень соснового лісу стовбуровими шкідниками обумовлене статистичними властивостями неоднорідного для перенесення шкідників середовища з випадковими властивостями. Зі збільшенням інтенсивності заражень у перколяційній сітці відбувається формування зв'язних об'єктів, які утворюють кластери площ короїдного всихання. Кластери впевнено дешифруються на мультиспектральних високоточних знімках і знімках середньої просторової розрізненності.

Величина середнього розміру площ кластерів всохлого лісу збільшується зі збільшенням інтен-

сивності зараження лісу і є хорошим індикаторною ознакою зараження лісового масиву. З розглянутих методів перколяційної моделі випливає, що при обмежених ресурсах на виконання повної санітарної очистки лісового масиву санітарні рубки дерев слід проводити в найбільшому кластері сітки, який може стати перколяційним. Для цього по картах заражень, отриманих після дешифрування космічних знімків, слід визначити клітинки сітки, які необхідно видалити, щоб порушити зв'язність у кластері і не допустити утворення перколяційного кластера заражень.

Для безпосереднього вимірювання за космічними знімками площ кластерів зараження, з прийнятною для практики точністю, необхідно використовувати високоточну зйомку, бо результат вимірювань кластерів істотно залежить від масштабу зйомки. Це пояснюється відображенням неоднорідної структури кластерів на космічних знімках. Висока оплата за безпосередній прийом високоточних даних з КА є стримувальним фактором застосування сучасних космічних інформаційних технологій для оперативного контролю над поширенням заражень лісу по значеннях площ. В даний час є відкриті і безкоштовні доступи до отримання мультиспектральних космічних знімків середньої просторової розрізненності, що реалізується за допомогою сучасних геоінформаційних веб-сервісів, які дозволяють проводити дистанційне спостереження за лісовими масивами. Використання знімків середньої просторової розрізненності замість високоточних знімків стає можливим за рахунок застосування масштабно-інваріантних індикаторів і перколяційної моделі. Ця обставина буде сприяти підвищенню економічної ефективності контролю лісових масивів з використанням сучасних інформаційних космічних технологій.

Автори статті висловлюють подяку професору В. П. Ткачу за надану можливість взяти участь в обговоренні проблеми всихання соснових лісів на міжнародній науково-практичній конференції.

ЛІТЕРАТУРА

1. Артюшенко М. В., Томченко О. В. *Метод контролю заселення лесов вершинним короєдом по даним дистанційного зондування*. Матеріали міжнар. наук.-практ. конф. «Соснові ліси: сучасний стан, існуючі проблеми та шляхи їх вирішення» (12–13 червня 2019 р. Київ), Київ, 2019. С. 94–96.
2. Бондар В. Н. *Причини та наслідки погіршення санітарного стану лісів і деградації лісових екосистем в Україні*. Матеріали міжнар. наук.-практ. конф. «Соснові ліси: сучасний стан, існуючі проблеми та шляхи їх вирішення» (12–13 червня 2019 р. Київ), Київ, 2019. С. 8–17.
3. Ткач В. П., Мешкова В. Л. *Сучасні проблеми формування та відтворення біологічно стійких соснових лісів України в умовах зміни клімату*. Матеріали міжнар. наук.-практ. конф. «Соснові ліси: сучасний стан, існуючі проблеми та шляхи їх вирішення» (12–13 червня 2019 р. Київ), Київ, 2019. С. 70–78.
4. Artiushenko M. V. Statistical analysis of the unsmooth geophysical fields by remote sensing data. *J. Automation and Inform. Sci.* 2018. **50** (6). P. 14–27.
5. Artiushenko M. V. Identification and Interpretation of Power-Law Distributions by Spectral Data of Remote Sensing. *J. Automation and Inform. Sci.* 2018. **50** (12). P. 17–33.
6. Bak P. *How Nature Works: The Science of Self-Organized Criticality*. New York: Copernicus, 1996. 207 p.
7. Feder J. *Fractals*. New York: Plenum, 1988. 283 p.
8. Newman M. E. J. Power laws, Pareto distributions and Zipf's law. *J. Contemporary Phys.* 2005. **46**. P. 323–351.
9. Richards J. A., Jia X. *Remote Sensing Digital Image Analysis* (4th Ed.). Berlin, Heidelberg: Springer, 2006. 439 p.
10. Stauffer D., Aharony A. *Introduction to Percolation Theory* (2nd Ed.). London: Taylor & Francis, 1994. 192 p.

Стаття надійшла до редакції 03.09.2019

REFERENCES

1. Artiushenko M. V., Tomchenko O. V. (2019). *Control method of Ips acuminatus forest infection based on remote sensing data*. Proceedings of International Scientific and Practical Conference «Pine forests: current status, existing challenges and ways forward» (12–13 June 2019), Kyiv, 94–96 [in Russian, English].
2. Bondar V. N. (2019). *Reasons and consequences of worsening of forests vitality and forest ecosystems*. Proceedings of International Scientific and Practical Conference «Pine forests: current status, existing challenges and ways forward» (12–13 June 2019), Kyiv, 8–17 [in Ukrainian, English].
3. Tkach V. P., Meshkova V. L. (2019). *Modern problems of formation and reproduction of biologically stable pine forests of Ukraine in conditions of climate change*. Proceedings of International Scientific and Practical Conference «Pine forests: current status, existing challenges and ways forward» (12–13 June 2019), Kyiv, 70–78 [in Ukrainian, English].
4. Artiushenko M. V. (2018). Statistical analysis of the unsmooth geophysical fields by remote sensing data. *J. Automation and Inform. Sci.*, **50** (6), 14–27.
5. Artiushenko M. V. (2018). Identification and Interpretation of Power-Law Distributions by Spectral Data of Remote Sensing. *J. Automation and Inform. Sci.*, **50** (12), 17–33.
6. Bak P. (1996). *How Nature Works: The Science of Self-Organized Criticality*. New York: Copernicus.
7. Feder J. (1988). *Fractals*. New York: Plenum.
8. Newman M. E. J. (2005). Power laws, Pareto distributions and Zipf's law. *J. Contemporary Phys.*, **46**, 323–351.
9. Richards J. A., Jia X. (2006). *Remote Sensing Digital Image Analysis*. (4th ed.). Berlin, Heidelberg: Springer. 439 p.
10. Stauffer D., Aharony A. (1994). *Introduction to Percolation Theory* (2nd ed.). London: Taylor & Francis.

Received 03.09.2019

M. V. Artiushenko, doctor of sciences, remote sensing

E-mail: mart47@i.ua

O. V. Tomchenko, PhD, remote sensing

State Institution “Scientific Centre for Aerospace Research of the Earth
of the Institute of Geological Science of the National Academy of Sciences”
55-b O. Honchara Str., Kyiv 54, 01601 Ukraine

PERCOLATION MODEL TO CONTROL THE DISTRIBUTION OF FOREST INFECTIONS ON IMAGES FROM SPACE VEHICLES

For Ukraine and many European countries, it is relevant to protect pine forests from catastrophic drying and the death, the danger, which has emerged in recent years as a result of their infection with stem pests, bark beetles (*Ips acuminatus*, *Ips sexdentatus*). Research results of various levels are used to find the proper solution, including remote sensing from a spacecraft. Traditional methods of control from the space images allow us to describe the intensity of infection in a single way, namely, to estimate the area of infection clusters from remote sensing data with a sufficiently high spatial resolution. The result of measuring the infected areas significantly depends on the shooting scale, because the infection field is not smooth. The high cost of obtaining the high-precision data hinders significantly the application of space information technology to control the spread of infection. In the case of a scale-invariant distribution of infected clusters, statistical methods and methods of percolation theory can give much more information about the nature of the infection.

The list of tasks discussed in this article includes the use of scale-invariant indicators. Such indicators make it possible to determine the intensity of infection from satellite images of medium spatial resolution, which makes a significant contribution to the increase in the economic efficiency of the application of space information technology. The methods of control and analysis of forest infection are considered. They are based on the physical and mathematical theory of percolation, which deals with the distribution of fluid (pests) in heterogeneous environments. The methods of processing and interpretation of space information proposed in the article allow us to draw some important conclusions and, on their basis, to obtain sound recommendations aimed at improving the effectiveness of forest pest control. In conclusion, this approach is illustrated by numerical experiments with real images and validation results of a percolation model of the spread of forest infections.

Keywords: forest infections, percolation theory, infection clusters, satellite imagery, power distributions, scaling indicators of infection.