

## ЕКОЛОГІЧНА БЕЗПЕКА ДОВКІЛЛЯ

УДК (574+502.7)

**В. Ю. НЕКОС**, д-р геогр. наук, проф.  
**М. М. ПЕЛІХАТИЙ**, д-р фіз.-мат. наук, проф.  
**І. П. ЮШМАНОВА**, інж.

(Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна)

### МЕТОДИ І АЛГОРИТМИ ВИЗНАЧЕННЯ РАДІАЦІЙНОГО СТАНУ ДОВКІЛЛЯ

В статті запропоновані математичні моделі, методи та алгоритми інтегрованої обробки даних в системах радіаційного моніторингу. Розглянуті методи комплексування моделей, відновлення залежностей за емпіричними даними, моделювання даних ансамблем випадкових полів.

**К л ю ч о в і с л о в а:** математичне моделювання, комплексування моделей, моніторинг, спосіб вимірювання, емпіричні дані

Спостереження за радіаційним станом довкілля (енергетичним полем радіо активного випромінювання) досліджуваної території, аналіз його поведінки у просторі і часі, дослідження його впливу на живі організми, тобто його дії на зміни біоти, на результати господарської діяльності, на стан здоров'я людини передбачає роботу з просторово розподіленими даними різної фізичної природи. Найбільш перспективними в цьому випадку інформаційними технологіями є ГІС-технології. При цьому територія розглядається множиною карт, що вміщує і карти радіаційного забруднення. Для формування таких карт необхідно мати функціональний вираз залежності інтенсивності поля радіаційного забруднення від просторових координат, тобто необхідно розв'язувати дві задачі такі як: побудова дискретної картини просторового розподілу радіаційного забруднення (інтенсивності поля радіаційного випромінювання) і відновлення функціональної залежності за її дискретними значеннями.

Розв'язання першої задачі передбачає розробку програми вимірювань, в межах якої повинно бути визначено мінімально необхідна кількість вимірювань в просторі і часі. Забезпечення мінімально необхідної кількості вимірювань в просторі передбачає визначення необхідної кількості пунктів вимірювання, раціонального їх розподілу по території для забезпечення: оглядовості інформації про радіаційне забруднення

території; можливість отримання інформації в усіх пунктах вимірювання; можливість переходу від поточної картини радіаційного забруднення території до двомірних дискретних "зображень" (карт), тобто забезпечення умов теореми Котельнікова [1]. При організації вимірів треба враховувати той факт, що не завжди можливо забезпечити одночасність фізичних вимірів для отримання двомірних дискретних "зображень". В цьому випадку здається ефективним комплексування різних підходів, моделей, методів.

#### Комплексування моделей

Комплексування в вимірювальних системах – відомий метод забезпечення точності оцінки фізичної величини. При цьому вимірювачі або групуються за визначеними ознаками, або організується обробка їх показань за допомогою спеціальних алгоритмів.

При моделюванні на ЕОМ пропонується використовувати комплексування моделей наступним чином. Нехай розглядається система малої інформативності, тобто система з одним результуючим показником

$$P = \Phi(x), \quad x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

Показник, що досліджується, знаходиться в складному функціональному зв'язку з визначеною кількістю факторів. Функціональна залежність забезпечує моделювання фізичного процесу. Тоді комплексування буде являти собою поєднання декількох моделей даного фізичного процесу, яке дозволить,

зберігаючи точність оцінки результуючого показника, побудувати оперативну (швидкодіючу) та зручну для аналізу схему обчислювань. Організується модель більш крупної (або спрощеної) структури виду, аналогічного (1)

$$P_1(x) = f(\bar{x}), \quad \bar{x} = (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n) \quad (2)$$

Набір факторів  $\bar{x}$  відрізняється від  $x$ , наприклад, збільшений

$$\bar{x}_i = (x_1, \dots, x_k)$$

Дана модель, нехай не в усьому діапазоні вимірювання фактів, а на кускових інтервалах, які задовольняють умові:

$$f(\bar{x}) \cong \Phi(x) \quad (3)$$

Для цього, використовуючи можливу спільність структури

$$\begin{aligned} \Phi(x) &= \varphi_1(y_1) \varphi_2(y_2) \dots \varphi_m(y_m), \\ f(\bar{x}) &= \bar{\varphi}_1(\bar{y}_1) \bar{\varphi}_2(\bar{y}_2) \dots \bar{\varphi}_m(\bar{y}_m), \end{aligned} \quad (4)$$

де

$$\begin{aligned} y_1 &= (x_1, x_2, \dots, x_i), & \bar{y}_1 &= (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_{i1}) \\ y_2 &= (x_1, x_2, \dots, x_j), & \bar{y}_2 &= (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_{j1}) \\ y_m &= (x_1, x_2, \dots, x_l), & \bar{y}_1 &= (\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_{l1}) \end{aligned}$$

введемо підстроювання моделі лінійними множниками (можна і іншим класом множників)

$$\begin{aligned} \varphi_1(y_1) &= k_1 \bar{\varphi}_1(\bar{y}_1), \quad \varphi_2(y_2) = k_2 \bar{\varphi}_2(\bar{y}_2), \dots, \varphi_m(y_m) = \\ &= k_m \bar{\varphi}_m(\bar{y}_m) \end{aligned} \quad (4)$$

Настроювальні коефіцієнти визначаються методом найменших квадратів з похибкою за результуючим показником

$$\Delta = [\Phi(x) - f(x)]^2 \quad (5)$$

Незадовільне значення величини  $\Delta$  говорить про невдалий вибір діапазону змінення факторів або про поганий вибір класу множників, що підстроюються.

Таким чином, паралельне розв'язання задачі моделювання на моделях різної глибини дозволяє, зберігаючи точність обчислень, побудувати швидкодіючий алгоритм формування “зображень” відповідних фрагментів поверхні, що необхідно для обробки та аналізу розроблених алгоритмів.

Крім того, для забезпечення достатньої кількості вимірювань і необхідного їх розподілу в просторі і часі, пропонується комплексування фізичного і модельного

способу вимірювання, яке передбачає настроювання моделі на конкретний вимірювач та її використання для отримання даних в точках, в яких неможливе фізичне вимірювання.

Одним з найбільш могутніх засобів розв'язання проблем, що виникають при радіаційному моніторингу є математичний апарат відновлювання залежностей за емпіричними даними. [2].

#### Відновлювання залежностей за емпіричними даними

Задача відновлювання залежностей за емпіричними даними є математичною інтерпретацією однієї з основних проблем природознавства: як знайти існуючу закономірність на основі розрізнених фактів. В найбільш простій постановці задача полягає у відновленні функції за її значеннями в окремих точках. Вважається, що виміри виконані з похибками. Треба, маючи низку вимірів, відновити функцію. Основним принципом відновлення функціональних залежностей є наступний: з допустимої множини функцій треба обрати таку функцію, яка найкращим чином наближається до сукупності наявних емпіричних даних. При цьому можливі різні визначення міри якості наближення функції до емпіричних даних, кожне з яких породжує свій метод відновлення залежностей. Крім того, виникає необхідність задоволення суперечних критеріїв: максимізації якості відновлення при обмеженому об'ємі емпіричних даних; мінімізації складності відновлюваної функції, мінімізації необхідного обсягу вимірювань. Діло в тому, що можливо отримати функцію, навіть таку, що проходить безпосередньо через задані точки, але вона буде погано характеризувати вихідну залежність в точках, відмінних від вибірових даних. Дослідження показали, що для кожного об'єму емпіричних даних існує своє співвідношення між складністю відновлюваної функції та якістю відновлювання. Взагалі розглядають дві постановки задачі відновлювання – відновлювання функції в цілому і відновлювання значень функції в заданих точках. По-перше, обидві постановки є актуальними в нашому випадку, а по-друге, в умовах обмеженого об'єму емпіричних

даних їх може бути недостатньо для задовільного відновлення функції в цілому, але досить для відновлення  $k$  її значень в заданих точках.

При відновлюванні залежностей можуть бути виділені різні постановки задач, але всі вони зводяться до однієї і тої ж математичної схеми – мінімізації середнього ризику. Ці постановки розрізняються класом функцій, в якому ведеться відновлення залежності, що шукається: у найбільш простому класі індикаторних функцій (задача розпізнавання); у класі функцій, що належать множині функцій, що інтегруються з квадратом (задача відновлювання регресії); або в класі функцій, які є образом деякого іншого класу функцій (задача інтерпретації результатів непрямих експериментів (вимірів)).

Однак, всі ці постановки є окремими випадками загальної схеми мінімізації середнього ризику, яка являє мінімізацію функціонала

$$J(\alpha) = \int Q(z, \alpha) P(z) dz \quad (6)$$

в умовах, коли щільність  $P(z)$  невідома, а задана функція втрат  $Q(z, \alpha)$  і незалежна випадкова вибірка

$$z_1, z_2, \dots, z_l \quad (7)$$

обсягу  $l$ .

Середня по  $z$  величина втрат визначається інтегралом

$$J(\alpha = \alpha^*) = \int Q(z, \alpha^*) P(z) dz. \quad (8)$$

Якщо  $Q(z, \alpha)$  задано у вигляді  $Q(z, \alpha) = (z - F(x, \alpha))^2$ , то задачу мінімізації функціоналу

$$J(\alpha) = \int (z - F(x, \alpha))^2 P(x, z) dz \quad (9)$$

в умовах, коли щільність розподілу ймовірності невідома, але задана випадкова незалежна вибірка пар

$$x_1, z_1; x_2, z_2; \dots; x_l, z_l$$

обсягу  $l$ , прийнято називати задачею відновлювання залежності за емпіричними даними.

Існують різні підходи і методи розв'язання задачі мінімізації середнього ризику. Особливий інтерес викликають методи структурної (впорядкованої) мінімізації ризику, в яких врахування обсягу наявної

інформації має суттєве значення. Тому ці методи можуть бути використані для визначення мінімально достатнього об'єму вимірювань.

Клас методів структурної мінімізації ризику дозволяє для фіксованого об'єму даних отримувати найкращий у визначеному значенні результат.

Кажуть, що для відновлювання функцій із заданого класу  $\{F(x, \alpha)\}$  вибірка об'єму  $l$  є малою, якщо відношення  $l/h$  є малим (наприклад  $l/h < 30$ ), де  $h$ -ємність класу функцій. Величина  $l/h$  визначає відносний об'єм вибірки (об'єм вибірки на одиницю ємності класу). При цьому нерівності виду

$$J(\alpha) < J_e(\alpha) \Omega(l/h, -\ln \eta/h) \quad (10)$$

виконуються з ймовірністю  $1 - \eta$  одночасно для всієї множини функцій  $\{F(x, \alpha)\}$ . Тут  $\eta$  - деяке число  $0 < \eta < 1$ , для якого справедлива нерівність

$$P\{J(\alpha^*) - \min(J(\alpha)) > \chi\} < \eta, \quad (11)$$

де  $\chi$ -число, що визначає міру близькості значення функціоналу  $J(\alpha)$  при  $\alpha = \alpha^*$  до його мінімального значення;

$J_e(\alpha) = 1/l \sum_{i=1}^l Q(z_i, \alpha)$  - функціонал емпіричного ризику.

При цьому, оцінки, що отримуються, такі, що із зростанням  $l/h$  величина  $\Omega(l/h, -\ln \eta/h)$  прямує до одиниці, і мала величина емпіричного ризику гарантує малу величину середнього ризику.

Однак, якщо об'єм вибірки є малим, множник  $\Omega(l/h, -\ln \eta/h)$  може суттєво відрізнятися від одиниці. В цьому випадку функція, яка забезпечує малу величину емпіричного ризику може не забезпечувати малу величину середнього ризику.

Ідея методу структурної мінімізації полягає в наступному. Нехай на множині  $\{F(x, \alpha)\}$  задана структура, тобто виділена мінімальна підмножина елементів  $S_1$ , потім підмножина елементів  $S_2$ , що

вміщує підмножину  $S_1, \dots, i$ , нарешті підмножина  $S_q$ , яка співпадає з усією множиною  $\{F(x, \alpha)\}$ :

$$S_1 \subset S_2 \subset \dots \subset S_q \quad (12)$$

Упорядкованість (12) на множині  $\{F(x, \alpha)\}$  задається апіорно (до появи навчальних послідовностей).

Нехай структура задана так, що ємність підмножини функцій  $S_i$  менша за ємність підмножини  $S_{i+1}$ , тобто  $h_1 < h_2 < \dots < h_q$ .

Для кожної множини  $S_i$  із ймовірністю  $1 - \eta$  справедлива оцінка

$$J(\alpha_e^i) < J_e(\alpha_e^i) \Omega(l/h_i, -\ln \eta/h_i) \quad (13)$$

Нехай  $\{F(x, \alpha_e^i)\}$  - елемент, який доставляє мінімум емпіричному ризику в  $S_i$ . У виразі (13) величина правої частини зменшується із зростанням  $i$ , а величина другого множника зростає. Метод упорядкованої мінімізації ризику полягає в тому, щоб знайти підмножину  $S^*$  (де  $S^*$  - один з елементів структури), в якій функція  $F(x, \alpha_e^i)$ , що мінімізує емпіричний ризик, дасть мінімальну оцінку середньому ризику, та прийняти цю функцію за рішення.

Метод структурної мінімізації ризику реалізує дворівневу процедуру мінімізації: спочатку на кожному елементі  $S_i$  структури обирається функція  $F(x, \alpha_e^i)$ , що мінімізує величину емпіричного ризику, а потім з  $q$  відібраних функцій обирається така, яка доставляє величині ризику гарантований мінімум. Пропонується алгоритм дворівневої оптимізації, заснований на використанні квадратичної апроксимації в процедурі прямого пошуку [3].

Треба відмітити, що на основі виразу (10) можливо визначити мінімально достатній обсяг вибірки для гарантованого відновлення функціональної залежності. Тобто, в системах радіаційного моніторингу для розробки програми вимірювань (визначення необхідного обсягу вимірювань у просторі та часі) необхідно скласти перелік задач відновлю-

вання залежностей за емпіричними даними (наприклад, відновлювання залежності інтенсивності радіаційного випромінювання від часу в заданій точці; відновлення залежності інтенсивності радіаційного випромінювання від координат місцевості при фіксованому  $t$  - миттєвої картини поля радіаційного випромінювання; відновлення залежності інтенсивності радіаційного випромінювання від різних характеристик та різних їх сполучень тощо). Для кожної з визначених задач обчислюється мінімально достатній об'єм вимірювань, та в якості мінімально достатнього об'єму вимірювань радіаційного моніторингу обирається максимальне з розрахованих значень для забезпечення гарантованого рішення усього комплексу визначених задач.

На основі визначеної програми вимірювань в інформаційному блоці створюється банк результатів вимірювання, що являє собою сукупність реляційних баз даних, кожна з яких вміщує результати вимірювань одного з показників, що контролюється, в визначених точках простору і часу.

#### Алгоритми моделювання даних

Як вже було зазначено вище, навколишнє середовище в будь-який момент часу і в будь-якому місці - результат динамічної взаємодії між безперервно змінними фізичними, хімічними та біологічними процесами, на протікання яких суттєво впливають процеси життєдіяльності людини. Тому необхідно враховувати просторову, часову і процесну зміни підсистем навколишнього середовища.

Для розв'язання цих проблем пропонується множину просторово розподілених даних розглядати як систему  $S$ , яка являє собою впорядковану пару  $S=(A, R)$ , де  $A$  - множина відповідних елементів,  $R$  - множина відношень між елементами множини  $A$ . При цьому великого значення набувають алгоритми моделювання даних [4], тобто перетворення деякої сукупності даних для виявлення відмінних характеристик цієї сукупності, що є найбільш інформативними для розв'язання тієї чи іншої цільової задачі, або для кодування цієї сукупності даних з метою зменшення об'єму пам'яті для її збереження. Нижче

наведені деякі алгоритми моделювання даних, що були розроблені.

#### Математичне моделювання даних ансамблем випадкових полів

Нехай є сукупність даних, що являють собою множину значень деякої функції  $B(x_i, y_j)$  в вузлах сітки з координатами  $x_i, y_j, (i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M)$ , розмір і дискретність якої на кожній з координат визначається особливостями вимірювань. Будемо називати таку сукупність даних “зображенням”. Тоді під макроструктурою “зображення” будемо розуміти його розбивку на структурні елементи – зони, що характеризуються незначним змінням функції  $B(x, y)$  в межах кожної зони. При цьому зони можуть бути як однозв’язаними, так і багатозв’язаними. Розділення на дві зони може бути здійснене шляхом введення деякого порогового значення  $\Pi$  і відношення до однієї зони всіх вузлів сітки, в яких  $B(x, y) > \Pi$ , а до іншої – вузлів сітки, в яких  $B(x, y) \leq \Pi$ . Введення кінцевої кількості порогових значень  $\Pi_k (k = 1, 2, \dots, K)$  і послідовним використанням кожного з них для ітераційного процесу розподілу зображення на дві зони, можна отримати макроструктуру вихідного зображення із заданим ступенем деталізації. Після виділення макроструктури, зображення може бути подано у вигляді сукупності контурів, взаємне розташування і характеристики яких повністю характеризують вихідне зображення.

Враховуючи сказане, в якості верхнього рівня ієрархічної моделі ансамблю зображень можна взяти випадкове поле  $A$  міток, що приписуються кожному елементу  $(i, j) \in Q = \{(i, j): i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M\}$  зображення. Мітки приймають значення  $1, 2, \dots, k$ , де  $k$  – кількість зон. Розподіл міток  $a = \{a(i, j), (i, j) \in Q\}$  визначає макроструктуру зображення, тобто взаємне розташування контурів. Ймовірні властивості випадкового поля  $A$  визначаються допустимими флуктуаціями характеристик контурів та властивостей їх границь, тобто допустимою змінністю макроструктури зображень ансамблів, що моделюються.

Другий рівень ієрархічної моделі – випадкове поле  $B/a$ , реалізацією якого є

розподіл значень функції  $B = \{B(i, j): (i, j) \in Q\}$ , що спостерігається. Поле  $B/a$  задається як правило, гаус-марківськими моделями, які описують просторову статистичну залежність двовірних даних шляхом визначення симетричної множини точок, що називається множиною сусідів. Зокрема, поле  $B/a$  можна взяти гаус-марківським із взаємодією сусідніх елементів  $k$  типів. Вибір типу взаємодії сусідніх елементів, наприклад  $(i, j)$  та  $(i, j+1)$ , визначається їх мітками. При  $a(i, j) = a(i, j+1) = k$ , обирається взаємодія  $k$ -го типу. При  $a(i, j) \neq a(i, j+1)$  елементи  $(i, j), (i, j+1)$  поля значень функції  $B(x, y)$  не взаємодіють між собою, тобто потенціал взаємодії приймає нульове значення. Звідси витікає, що середні значення елементів поля функції  $B(x, y)$  визначаються міткою, тобто розподіл середніх  $B_{cp} = \{B_{cp}(i, j), (i, j) \in Q\}$  є кусочно-постійним, відповідає системі порогових значень, що вибрані.

Якщо середні  $B_{cp}$  змінюються повільно, то статистична модель ансамблю зображень стає тривіальною: перший рівень – поле міток  $A$ , другий – поле “локальних” середніх  $B_{cp}/a$ , третій – поле значень  $(B/B_{cp}, a)$ .

Один з можливих алгоритмів моделювання ансамблю зображень може бути таким.

Нехай макроструктура зображень є незмінною для всього ансамблю. Тоді поле міток  $A$  буде постійним і може бути подане у вигляді матриць відповідності кожного елемента зображення  $(i, j) \Rightarrow k$ , де  $k$  – номер контура макроструктури (код відповідної зони). Поле “локальних” середніх значень  $B_{cp}/a$  може бути подано некорельованим гаусовим полем, багатомірною щільністю розподілу якого в межах зони визначається нормальним розподілом з маточікуванням  $B_k$  і дисперсією  $D_k$ . Поле значень  $(B/B_{cp}, a)$  являє собою корельоване випадкове поле, яке може бути подано двовірною гаус-марківською моделлю з заданою для кожної зони множиною сусідів. В такій моделі використовується наявність кореляції між сусідніми елементами, яка обумовлена просторовою нестационарністю зображення. В загальному випадку така модель має вигляд:

$$B(S) = \sum_{r \in N} \theta_r B(S+r) + \varepsilon(S),$$

$\varepsilon(S)$  – адитивний шум,  $\theta_r$  – параметри моделі.

де  $B(S)$  – значення функції в точці  $S = (i, j)$ ,  
 $B(S+r)$  – значення функції в точці, сусідній з  $S$ ,  $r = (r_1, r_2)$ ,  $r \in N$ ,  $N$  – множини сусідніх з  $S$  точок, які впливають на значення функції  $B$  в точці  $S$ ,

Складність і точність моделі визначається вибором кількості сусідів та їх розташуванням. При розробці алгоритму було передбачено можливість використання чотирьох моделей, множина сусідів для кожної з котрих наведено на рис

|  |   |           |          |          |       |       |  |
|--|---|-----------|----------|----------|-------|-------|--|
|  |   |           |          |          |       |       |  |
|  |   |           |          | □ (-2;0) |       |       |  |
|  |   | ○ (-1;-1) | ◇ (-1;0) | ○ (-1;1) |       |       |  |
|  | □ | ◇         | ⊖        | ◇        | □     |       |  |
|  |   | (0;-2)    | (0;-1)   | (i; j)   | (0;1) | (0;2) |  |
|  |   |           | ○        | ◇        | ○     |       |  |
|  |   |           | (1;-1)   | (1;0)    | (1;1) |       |  |
|  |   |           |          | □        |       |       |  |
|  |   |           |          | (2;0)    |       |       |  |

Рисунок 1 - Різна множина сусідів на кінцевій сітці

Розглядалось дві моделі першого порядку з чотирма сусідами:

1)  $N=\{r_1\} = \{(-1;1), (-1;-1), (1;-1), (1;1)\}$  – множина точок, які позначені на рисунку символом ○;

2)  $N=\{r_2\} = \{(-1;0), (0;-1), (1;0), (0;1)\}$  – множина точок, які позначені на рисунку символом ◇;

3) модель першого порядку, в якій враховується вісім сусідніх точок:

$N=\{r_1 \cup r_2\} = \{(-1;-1), (-1;0), (-1;1), (0;1), (1;1), (1;0), (1;-1), (0;-1)\}$  – множина точок, які позначені на рисунку символами ○ та ◇;

4) модель другого порядку з дванадцятьма сусідами:

$$N=\{r_1 \cup r_2 \cup r_3\},$$

де  $\{r_3\} = \{(-2;0), (0;2), (2;0), (0;-2)\}$  – множина точок, які позначені на рисунку символом □, а  $N$  – множина всіх точок, приведених на рисунку.

В якості процедури оцінювання параметрів моделі було обрано метод найменших квадратів, тобто здійснювалась мінімізація функціоналу

$$I = \sum_{i,j \in r} \varepsilon^2(i, j), \quad r \in N$$

Одним з важливих питань при виборі моделі є вибір множини сусідів. В роботі [5] на основі теорії Байєса приведені правила вибору підходящої множини сусідів  $N$ , які і були покладені в основу алгоритму вибору множини сусідів для тієї чи іншої зони макроструктури.

На основі викладеного підходу були розроблені алгоритми побудови ймовірних ієрархічних моделей ансамблю зображень однієї й тієї ж території, які можуть бути використані як для аналізу результатів спостережень, так і для проведення теоретичних досліджень. Крім того, розроблені моделі можуть бути використані для задання сукупності просторово-розподілених даних ймовірного характеру, а також для імітаційного моделювання.

Задання зображення його топологічними характеристиками

Нехай, як і раніше, сукупність просторово розподілених даних розглядається як множина деякої функції  $B(x, y)$  у вузлах сітки з координатами  $(x_i, y_j)$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $j = 1, 2, \dots, M$ ), розміри і дискретність якої визначається особливостями спостережень. Нехай введенням кінцевої кількості

порогових значень  $\Pi_k$  ( $k = 1, 2, \dots, n$ ) цієї функції ми отримали макроструктуру зображення із заданим ступенем деталізації. При цьому пропонується процедура розподілення на дві зони з використанням, так званого, “сковзного” порогу, який визначається шляхом максимізації функціоналу

$$\Phi(\Pi, C) = \exp(-\pi\Pi^2/4C) - \exp(-\pi\Pi^2/4) \rightarrow \max_{\Pi}$$

де  $\Pi$  – “сковзний” поріг,  $C$  – “контрастність” зображення.

Після виділення макроструктури, зображення виглядає як сукупність контурів. Таке подання даних будемо називати “ландшафтним рисунком”. Тоді сукупність даних може характеризуватись параметрами геометричних форм ландшафтних рисунків. При аналізі ландшафтних рисунків виділяють наступні групи особливостей: а) особливості складу ландшафтної структури (кількість контурів, їх типи, доля кожної складової і т.п.); б) особливості зовнішньої орієнтації контурів; г) особливості взаємного розташування контурів. У відповідності до особливостей взаємного розташування контурів використовується наступна класифікація ландшафтних рисунків: дифузний або однорідний з вкрапленнями; мозаїчний; полосчатий; радіальний або концентричний. Кожен із вказаних типів ландшафтних рисунків може бути описаний своєю системою інформативних ознак.

Дифузний ландшафтний рисунок характеризується наявністю фонові складової і великої кількості дрібних контурів (вкраплень). Такий рисунок можна описати наступною системою ознак: 1) код фонові складової  $k_0$ ; 2) коди контурів-вкраплень  $k_i$ ,  $i = \overline{1, n}$ , де  $n$  – кількість контурів-вкраплень; 3) кількість контурів  $i$ -ї складової (тобто тих, що мають код  $k_i$ ) –  $n_i$ ; 4) відносна площа кожного контура  $S_r/S$ , де  $S_r$  – площа  $r$ -го контура,  $S$  – площа всього ландшафтного рисунка; 5) координати геометричного центра кожного контуру; 6) координати прямокутника, описаного навколо кожного контуру.

Мозаїчний ландшафтний рисунок

характеризується відсутністю фонові складові і великою кількістю однозв’язаних контурів, а також складною матрицею сусідств. Система ознак для ландшафтних рисунків, що описуються, складається з: 1) відносної площі кожної складової –  $S_i/S$ , де  $S_i$  – загальна площа контурів з кодом  $k_i$ ,  $S$  – площа всього ландшафтного рисунка; 2) кількості контурів  $i$ -ї складової –  $n_i$ ; 3) відносної площі кожного контуру  $S_r/S$ ; 4) координат геометричного центра кожного контуру  $x_r, y_r$ ; 5) координат прямокутників, описаних навколо кожного контуру; 6) матриці сусідств  $N = \{n_{ij}/n\}$ , де  $n_{ij}$  – кількість контурів  $i$ -ї складової, що межують хоча б з одним контуром  $j$ -ї складової.

Смугасті ландшафтні рисунки характеризуються витягнутістю контурів і схожістю будови паралельних трансект (або лінійних перерізів). В якості системи відмінних ознак в цьому випадку можуть бути обрані: 1) відносна площа кожної складової  $S_i/S$ ; 2) кількість контурів  $i$ -ї складової  $n_i$ ; 3) відносна площа кожного контуру  $S_r/S$ ; 5) координати кінцевих точок осьові лінії кожного контуру; 6) середня “товщина” кожного контуру; 7) декілька горизонтальних трансект з лінійним розподіленням довжин.

Радіальні або концентричні ландшафтні рисунки характеризуються взаємною вкладеністю контурів і багатозв’язаністю більшості контурів. При цьому під багатозв’язаним контуром розуміється сукупність контурів з одним і тим же кодом. Опис таких ландшафтних рисунків можливо зробити за допомогою наступної системи ознак: 1) відносної площі кожної складової; 2) характеристик однозв’язного контуру – геометричного центру, площі, відстані від центру до найбільш віддалених точок; 3) характеристик багатозв’язного контуру – координат геометричного центру, площі, відстаней від центру до найближчої та найбільш віддаленої точок контуру; 4) матриці сусідств; 5) вертикальних і горизонтальних трансект, проведених через центри внутрішніх контурів.

Нехай отримана макроструктура зображення подана у вигляді матриці, кожен елемент якої має значення кода зони, до

якої відноситься відповідний елемент зображення, що аналізується. Алгоритм визначення характеристик форми макроструктури можна подати наступним чином:

1) перегляд першої строки матриці і об'єднання елементів з однаковими значеннями в одну зону; для кожної виділеної зони визначається порядковий номер  $k_r$ , площа (кількість елементів в зоні) –  $S(k_r)$ , статичні моменти  $KM(k_r)$  і  $KN(k_r)$ , координати описаного прямокутника

$Ka(k_r) = \min \{i\}$ ,  $Kb(k_r) = \max \{I\}$ ,  
 $Kc(k_r) = \max \{j\}$ ,  $Kd(k_r) = \max \{j\}$ ,

де  $\{i\}$  – множина індексів елементів  $K_{ij}$ , що належать до даної зони;

2) перегляд  $i+1$  строки і розподіл її на зони (відрізки) таким же чином як і першої, але перед тим як перейти до наступної зони, здійснюється перевірка, чи створює отримана зона з зоною, що лежить над нею, однозв'язану область; якщо в результаті перевірки результат затверджуючий, то ці зони зливаються в одну з меншим порядковим номером; площа і статичні моменти визначаються як суми площ і статичних моментів відповідних зон; у випадку від'ємного результату формується нова зона;

3) після перегляду усіх строк отримуємо наступні характеристики ландшафтного рисунка: а) загальна кількість зон (контурів) –  $k_r$ ; б) код кожного з контурів  $P_i$ ,  $i = \overline{1, k_r}$ ; в) площа кожного контура  $S_i$ ,  $i = \overline{1, k_r}$ ; г) статичні моменти  $N_i$ ,  $M_i$ ,  $i = \overline{1, k_r}$ ; д) координати описаного прямокутника для кожної із зон;

4) формується матриця сусідств контурів  $MS$  розміру  $k_r \times k_r$ .

Отримана множина характеристик і визначає одну з систем інформативних ознак, яку пропонується використовувати для моделювання просторово розподілених даних (зображень), їх аналізу і порівняння.

Модифікація алгоритму, що пропонується, використовувалась для розв'язання задач ідентифікації аерокосмічних зображень земної поверхні і показала свою ефективність. Моделювання даних за допомогою топологічних характеристик “зображень”, які вони створюють, буде

корисним для аналізу співвідношень між процесами радіаційного забруднення, а також для аналізу будь-якої картографічної інформації, а також для проведення імітаційного моделювання процесів визначення, діагностики і прогнозування радіаційної обстановки, радіаційного стану та радіаційної ситуації території.

### Висновки

Таким чином, було отримані такі основні результати:

- розроблено математичні моделі, методи та алгоритми інтегрованої обробки даних в системах радіаційного моніторингу.

- показана можливість розробки системних технологій радіаційного моніторингу як складової частини управління територією як соціально-еколого-економічною системою, які не мають світових аналогів.

### ЛІТЕРАТУРА

1. Корн Г., Корн Т. Справочник по математике. М.: Главная редакция физико-математической литературы. 1973. – 832 с.
2. Гернет Н. Д., Безсонний В. Л., Пеліхатий М. М. Комплекснування моделей в системах радіаційного моніторингу // Сучасні проблеми науки та освіти. Матеріали 4-ї Міжнародної міждисциплінарної науково-практичної конференції 1–10 травня 2003 р., м. Ялта. -Харків: ХНУ імені В.Н.Каразіна, 2003. -С. 233-234.
3. Гернет Н. Д. и др. Вопросы проектирования распознающих систем / Сб. научн. тр. АН Украины, Ин-т проблем машиностроения. – Харьков, 1993 – 43 с.
4. Гернет Н. Д., Пеліхатий М. М. Моделювання процесів вимірювання в системах радіаційного моніторингу / Сучасні проблеми гуманізації та гармонізації управління. Матеріали 8-ї Міжнародної міждисциплінарної науково-практичної школи-конференції / ХНУ імені В.Н. Каразіна, 2008. –С. 263-264.
5. Chellapa R., Kashyan P. I. “Estimation and choice of neighbors in spatial intecation models of images”. IEEE Thans Inform Theory. Vol. IT-23, P.60-72, 1983.

УДК (574+502.7)

В.Е. НЕКОС, д-р геогр. наук, проф.,  
 Н.М. ПЕЛИХАТЫЙ д-р физ.-мат. наук, проф.,  
 И.П. ЮШМАНОВА, инж.

(Харьковский национальный университет имени В.Н. Каразина)

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ РАДИАЦИОННОГО СОСТОЯНИЯ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ



В статье предложены математические модели, методы и алгоритмы интегрированной обработки данных в системах радиационного мониторинга. Рассмотрены методы комплексирования моделей, возобновления зависимостей по эмпирическим данным, моделирования данных ансамблем случайных полей.

К л ю ч е в ы е с л о в а: математическое моделирование, комплексирование моделей, мониторинг, способ измерения, эмпирические данные.  
UDC (574+502.7)

NEKOS V. U., PELIKHATIY N. M.,  
USHMANOVA I. P.

*(Karazin Kharkiv National University)*

METHODS AND ALGORITHMS OF DEFINITION OF  
THE RADIATING CONDITION OF THE  
ENVIRONMENT

In article mathematical models, methods and algorithms of the integrated data processing in systems of radiating monitoring are offered. Methods interconnecting of models, renewal of dependences on empirical data, modelling of the casual fields given by ensemble are considered.

K e y w o r d s: mathematical modelling, interconnecting of models, monitoring, a way of measurement, empirical data.

Стаття надійшла до редколегії 5.10.2008р.

