

### III

## Теоретичні основи обробки та розпізнавання зображень

## Theoretical Basis of Image Processing and Recognition

Сегментація зображень: порівняння моделей опису та методологій обробки

ВАЛЕРІЙ БАЛАБАНОВ, СЕРГІЙ ЄЛМАНОВ, ОЛЕКСІЙ ЗАЛЕСНИЙ

*НДІ радіотехнічних вимірювань*

*Україна, 310054 Харків,*

*вул. Академіка Павлова 271*

*Тел.: (0572) 623-030 Факс: (0572) 264-112*

*НДІ телевізійної техніки*

*Україна, 290601 Львів,*

*вул. Стороженка 12*

*Тел.: (0322) 337-202 Факс: (0322) 334-146*

*Інститут кібернетики НАН*

*Україна, 252022 Київ,*

*просп. Академіка Глушкова 40*

*Тел.: (044) 266-2569*

Валерий Балабанов, Сергей Елманов, Алексей Залесный. Сегментация изображений: сравнение моделей представления и методологий обработки.

На примере сегментации реальных аэрокосмических изображений проведено сравнение метода пороговой обработки с выбором порога по дискриминантному критерию и методов статистической классификации на основе представления изображения моделями смеси гауссовских распределений и гиббсовского случайного поля. Установлено, что результаты классификации значительной доли элементов одних и тех же изображений зависят от выбора метода классификации, режима и параметров обработки.

**Вступ.** Однією з найпоширеніших процедур при обробці зображень, одержаних при дистанційному зондуванні Землі, є класифікація або сегментація на однорідні фрагменти. На цей час розроблено значну кількість моделей зображень, методологій їхньої обробки. Саме тому порівняння результатів, що їх одержують при сегментації одних зображень за різними алгоритмами обробки, являє значний інтерес. Для порівняння були відібрані найбільш адекватні для аерокосмічних зображень методи обробки, а саме: порогова обробка з вибором постійного порогу за дискримінантним критерієм [1], статистична класифікація на базі моделі у

вигляді суміші гаусівських розподілів [2] та класифікація на основі гібсівського випадкового поля з парними взаємодіями сигналів [3].

**Теоретичні відомості.** При пороговій обробці у випадку двох класів для відшукування порогу  $t$  використовується дискримінантний критерій

$\eta(t) = \sigma_B^2(t) / \sigma_T^2$ . Тут міжкласова дисперсія яскравостей  $\sigma^2$  підраховується:

$$\sigma_B^2 = \omega_1 \cdot \omega_2 (\mu_1 - \mu_2)^2,$$

де  $\omega_1, \omega_2$  — імовірності належності елемента зображення до першого чи другого фрагментів,  $\mu_1, \mu_2$  — середні рівні яскравостей 1-го та 2-го класів.

Повна дисперсія підраховується як

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^L (i - \mu(L))^2 \cdot P_i,$$

де  $\mu(L)$  — середній рівень яскравості усього зображення,  $P_i = n_i/n$  — відносна кількість елементів з яскравістю, що дорівнює  $i$ ,  $i = \overline{1, L}$ .

Оптимальне значення порогу  $t^*$  відшукується при використанні ітераційної процедури, так що

$$\sigma_B^2(t^*) = \max_{i \leq t \leq L} \sigma_B^2(t).$$

Ітераційний процес закінчується при досягненні стабільного порогу. Методологія сегментації на основі моделі у вигляді кінцевої суміші гаусівських розподілів базується на густині імовірностей  $M$ -вимірного гаусівського розподілу:

$$f(Z_\Omega) = \sum_{k=1}^K r_k \frac{|G^k|^{1/2}}{(2\pi)^{M/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (Z_\Omega - a^k)^T G^k (Z_\Omega - a^k) \right].$$

Параметри розподілу: математичні сподівання  $a^k$ , зворотні коваріаційні матриці  $G^k$ , вагові коефіцієнти  $r_k$  оцінюються методом максимальної правдоподібності за навчальними фрагментами класів в режимі класифікації з навчанням, а також по усьому зображенню в режимі автоматичної сегментації та класифікації з частковим навчанням.

При класифікації за формулою Байеса оцінюються прогнози імовірності  $\hat{p}(\delta/z_{ij})$  належності елемента зображення  $Z_{ij}$  до класу  $\delta$ . Методологія передбачає кількісну оцінку надійності класифікації у вигляді функціоналу якості  $F$ .

Гібсівська модель є дворівневою імовірнісною моделлю кусково-однорідного зображення. Це означає, що на зображенні  $Z_\Omega$  є певна кількість однорідних

фрагментів  $\Omega_k$ ,  $k = \overline{1, K}$ . Зображенню відповідає розмічена карта, на якій елементу  $z_{ij}$ , що належить до класу  $\Omega_k$ , відповідає мітка  $h_{ij} = k$ . Спільний розподіл імовірностей зображень та карт має вигляд:

$$p(z, h) = \omega^{-1} \exp \sum_{\alpha} \sum_{\varphi_{\alpha}} V_{\alpha}(z_{ij}, z_{mn}, h_{ij}, h_{mn} : (i, j), (m, n) \in \varphi_{\alpha}),$$

де  $\alpha$  - тип парної взаємодії яскравостей і відповідних міток;  $\varphi_{\alpha}$  - кліка типу  $\alpha$ , що містить взаємодіючі пари елементів  $(i, j)$  та  $(m, n)$  на обох растрах:  $V(\bullet)$  - функція потенціалу, що характеризує інтенсивність взаємодії пар елементів та міток;  $\omega$  - нормуючий множник

Спочатку на навчальних фрагментах зображення та його розмітці відшукується система клік та параметри функції потенціалу. Далі за методом стохастичної релаксації генерується ланцюг реалізацій карт  $h'$ , що відповідають зображенню. Процес завершується при досягненні стану рівноваги.

**Результати експерименту.** Для першого експерименту було використане зображення, одержане від літакового радіолокатора бічного спостереження. Зображення містило три ділянки: суша-вода-лід. В таблиці у відсотках наведені дані розподілу елементів по трьом фрагментам, одержані за допомогою різних алгоритмів.

Таблиця

Тип фрагменту	порогова обробка	Статистична класифікація	
		авт. режим	з навчанням
суша	9,5	23,3	10,3
вода	55,4	50,4	50,4
лід	34,6	26,4	35,7
не клас	0,4	0,0	3,6

Результати класифікації елементів зображення методом порогової обробки виявилися однаковими у 80,4% елементів карти класифікації в автоматичному режимі та у 91,7% елементів карти класифікації у режимі з навчанням. Співпадіння між режимами статистичної класифікації становило 85,1%.

Ще один експеримент було проведено над зображенням, одержаним від радіолокатора з синтезованою апертурою (рис. 1). Відомо, що на такому зображенні присутня характерна завада - спекл-шум. Виявилося, що без попередньої фільтрації спекл-шуму результати сегментації пороговим методом та на базі полігаусівської моделі незадовільні. В той же час для гібсівської моделі попередня фільтрація виявилася зайвою. На рис. 2 представлено результати сегментації на 2 класи пороговим алгоритмом з дискримінантним вибором порогу, а на рис. 3 та 4 результати статистичної класифікації на основі моделі суміші гаусівських розподілів (режим - з навчанням) та гібсівської моделі. При цьому

для порогової обробки та статистичної класифікації зображення було піддане попередній фільтрації відповідними процедурами з метою зменшення спекл-шуму.

**Прикінцеві положення.** Проведені експерименти виявили, що при сегментації аерокосмічних зображень за різними методологіями неспівпадіння результатів сягає 20%. Тому постає питання атестації методологій обробки. Суттєвою перевагою слід вважати наявність кількісної оцінки надійності проведеної сегментації, наприклад, функціоналу якості.

### Література

1. Бакут П.А., Колмогоров Г.С., Борновицкий И.Э. Сегментация изображений: методы пороговой обработки. //ЗРЭ.- 1987. - № 10.
2. Балабанов В.В., Довбня Б.А. Классификация аэрокосмических наблюдений при различном уровне априорной информации // Материалы 3-й Крымской конференции «СВЧ-техника и спутниковый прием», Севастополь, 1993.- т.3.
3. Гімельфарб Г., Залесний О. Гібсівські випадкові поля як породжуючі моделі текстурних карт сегментів // Праці 1-ї Всеукраїнської конференції УкрОБРАЗ'92. - Київ, Ін-т кібернетики НАН, 1992.



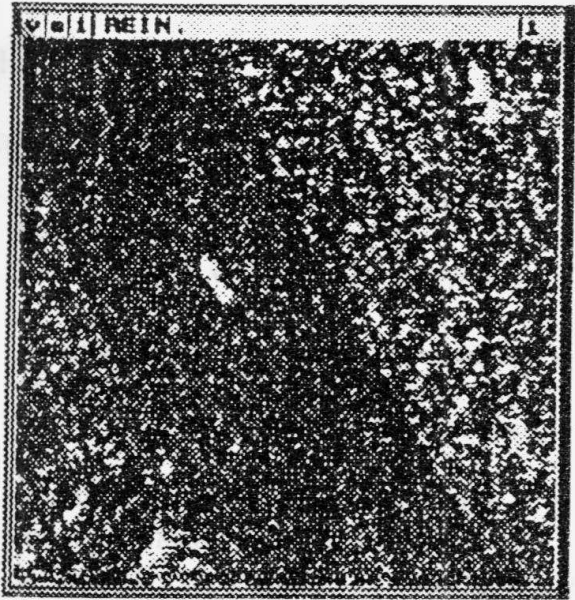


Рис. 1

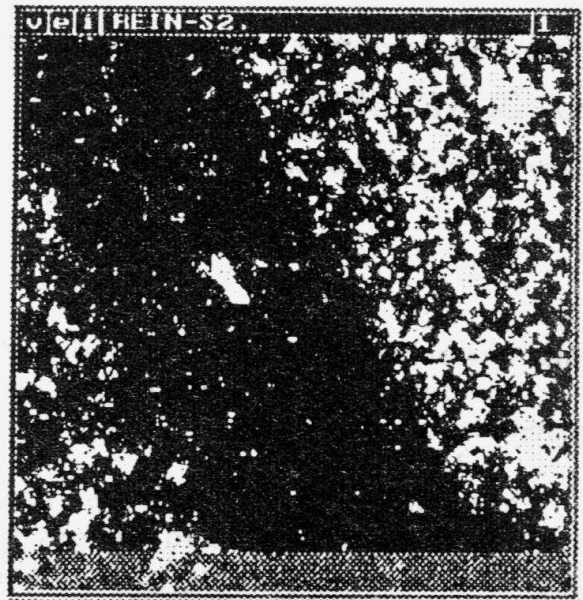


Рис. 2

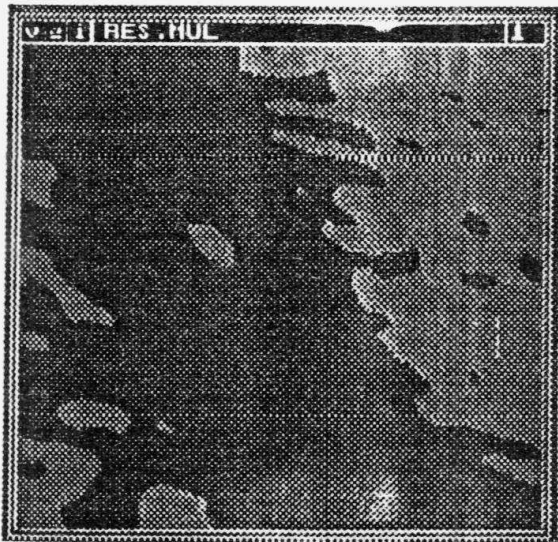


Рис. 3

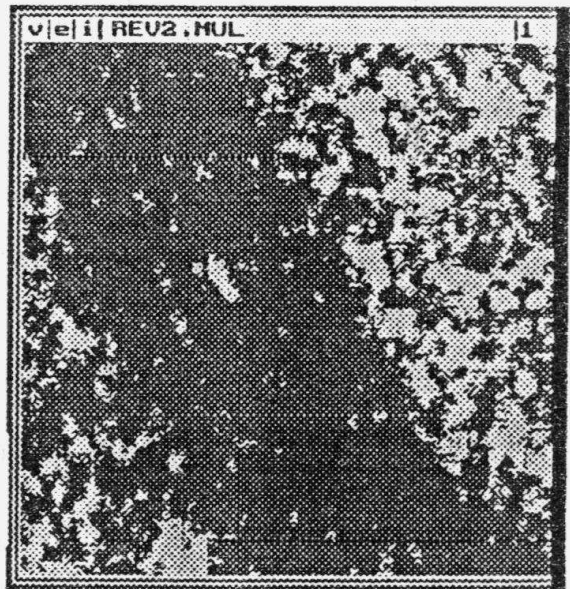


Рис. 4

## Про дослідження відстані між контурами зображень

ЮЛІЯ ЧЕРЕВКО

Інститут кібернетики НАН

Україна, 252022 Київ,  
проспект Академіка Глушкова 40

Тел.: (044) 266-3008

E-mail address: bookie\_j@deer.icyb.kiev.ua

**Iulia Cherevko. About the Investigation of the Distance Between the Contours of Images.**

The results of some theoretical investigation of yet another new distance between boundaries of one-connected bounded closed sets on the plain are suggested.

У розпізнаванні зображень, представлених у вигляді замкнених обмежених підмножин площини, часто маємо справу лише з їх границями. Так, замість того, щоб обчислювати функцію схожості між такими множинами, відшуковують значення функції схожості між їх границями. Тут йтиметься про результати досліджень метрики, заданої на такому класі зображень. Вона була запропонована мені М.І. Шлезінгером у якості об'єкта досліджень. У розповіді ми не вийдемо за клас спрямлюваних ламаних, до якого належать границі однозв'язних замкнених обмежених множин площини, що представляють деякий клас зображень. Ця відстань цікава тим, що за її допомогою можна підвести теоретичну базу під можливу заміну обчислення відстані між множинами відшуканням відстані між їхніми границями. А саме так побудована значна кількість алгоритмів розпізнавання зображень, зокрема рукописних символів.

Нехай у площині  $\mathcal{R}^2$  задано метрику  $d: \mathcal{R}^2 \rightarrow \mathcal{R}$ , спрямлювані ламані  $X$  і  $Y$ ,  $M$  - множина пар  $(\hat{X}, \hat{Y})$  спрямлюваних ламаних, де або  $\hat{X}$ , або  $\hat{Y}$  гомеоморфні до одиничного кола, або обидві вони гомеоморфні до одиничного відрізка.

Позначимо через  $F_{hom}(X, Y)$  множину взаємнооднозначних взаємно-неперервних відображень (множина гомеоморфізмів) із  $X$  на  $Y$ .

Розглянемо функцію схожості між спрямлюваними ламаними  $X$  і  $Y$

$$D_{hom}(X, Y) = \inf_{f \in F_{hom}(X, Y)} H(f), \text{ де } H(f) = \max_{x \in X} d(x, f(x))$$

$H(f)$  будемо називати якістю відображення  $f$ .

Позначимо через  $[F_{hom}(X, Y)]$  замикання множини  $F_{hom}(X, Y)$

гомеоморфізмів із  $X$  на  $Y$ , де  $(X, Y) \in M$ , тобто множина  $F_{hom}(X, Y)$  плюс всі її граничні точки. Елементи цього замикання будемо називати відповідностями, а не відображеннями, через можливість порушення однозначності. Для деякого

$f \in [F_{hom}(X, Y)]$  і  $x \in X$  через  $\{f(x)\}$  будемо позначати множину точок ламаної  $Y$ , що відповідають при  $f$  точці  $x$ .

Нехай на  $[F_{hom}(X, Y)]$  задано метрику  $\rho(, )$ , таку, що

$\forall f, g \in [F_{hom}(X, Y)] :$

$$\rho(f, g) = \max \left\{ \max_{z \in Z} \min_{w \in W} r(z, w), \max_{w \in W} \min_{z \in Z} r(z, w) \right\},$$

де  $z = (z_1, z_2) \in Z$ ,  $w = (w_1, w_2) \in W$ ,

$$Z = \left\{ (z_1, z_2), z_1 \in X, z_2 \in \{f(z_1)\} \subset Y \right\},$$

$$W = \left\{ (w_1, w_2), w_1 \in X, w_2 \in \{g(w_1)\} \subset Y \right\},$$

$$r(z, w) = \max \left\{ d(z_1, w_1), d(z_2, w_2) \right\},$$

$d(, )$  — метрика на площині  $\mathbb{R}^2$ . Метричний простір, що нами побудовано, позначимо через  $\mathbf{R}_f$ :

$$\mathbf{R}_f = \left( [F_{hom}(X, Y)], \rho(, ) \right).$$

Тут розповідатиметься про результати дослідження множини аргументів, на яких функція  $D_{hom}(, )$  досягає своєї нижньої грані. Саме введення і використання метричного простору  $\mathbf{R}_f$  дало можливість сформулювати і довести декілька цікавих тверджень про властивості  $D_{hom}(, )$ . Основні результати дослідження сформульовані у вигляді таких теорем та їх наслідків.

**Твердження 1.**  $\mathbf{R}_f$  є повним метричним простором.

**Теорема 1.** Нехай  $X$  та  $Y$  — спрямлювані ламані на площині  $\mathbb{R}^2$ . Тоді метричний простір  $\mathbf{R}_f$  являється цілком обмеженим.

**Наслідок.** Метричний простір  $\mathbf{R}_f$  є компактним метричним простором.

**Теорема 2.** Нехай  $X$  та  $Y$  спрямлювані ламані на площині  $\mathbb{R}^2$ , і  $(X, Y) \in \mathcal{M}$ .

Функція  $\hat{H}(f) = \max_{x \in X} \max_{y \in \{f(x)\}} d(x, y)$ , яку задано на множині  $[F_{hom}(X, Y)]$ ,

являється рівномірно неперервною функцією у метричному просторі  $\mathbf{R}_f$ .

**Наслідок.** Функція  $\hat{H}(f) = \max_{x \in X} \max_{y \in \{f(x)\}} d(x, y)$ , яку задано на множині

$[F_{hom}(X, Y)]$ , є обмеженою на  $[F_{hom}(X, Y)]$ , і досягає на ньому своєї точної нижньої грані, і тоді вірно, що

$$\inf_{f \in [F_{\text{hom}}(X,Y)]} \hat{H}(f) = \min_{f \in [F_{\text{hom}}(X,Y)]} \hat{H}(f).$$

**Зауваження.** У випадку, коли  $f \in F_{\text{hom}}(X,Y)$ , маємо

$$\hat{H}(f) = H(f), \text{ де } H(f) = \max_{x \in X} d(x, f(x)).$$

І тоді

$$\inf_{f \in [F_{\text{hom}}(X,Y)]} \hat{H}(f) = \inf_{f \in [F_{\text{hom}}(X,Y)]} H(f) = D_{\text{hom}}(X,Y),$$

і величина  $D_{\text{hom}}(X,Y)$  досягається на відповідностях із  $[F_{\text{hom}}(X,Y)]$ , а це впливає із наслідка теореми 2.

**Теорема 3.** Для спрямлюваних ламаних  $X$  і  $Y$ ,  $(X,Y) \in M$ , справедливими є такі рівності:

$$D_{\text{hom}}(X,Y) = \rho_{\text{hom}}(X,Y), \text{ де}$$

$$D_{\text{hom}}(X,Y) = \inf_{f \in F_{\text{hom}}(X,Y)} H(f),$$

$$\rho_{\text{hom}}(X,Y) = \min_{f \in [F_{\text{hom}}(X,Y)]} \hat{H}(f), \text{ і}$$

$$\hat{H}(f) = \max_{x \in X} \max_{y \in \{f(x)\}} d(x,y), \quad H(f) = \max_{x \in X} d(x, f(x)).$$

Тобто функції схожості

$D_{\text{hom}}(X,Y)$  і  $\rho_{\text{hom}}(X,Y)$  дорівнюють одна одній, і їх можна використовувати одну замість іншої у разі необхідності.

**Наслідок.** Величина функції схожості  $D_{\text{hom}}(X,Y)$  збігається із деяким значенням  $\hat{H}(f^*)$ , де обов'язково  $f^* \in [F_{\text{hom}}(X,Y)]$ .

**Теорема 4.** Функція схожості  $D_{\text{hom}}(X,Y)$  між спрямлюваними ламаними  $X$  і  $Y$  є відстанню.

**Наслідок.** Функція схожості  $\rho_{\text{hom}}(X,Y)$  між спрямлюваними ламаними  $X$  та  $Y$  є метрикою.

#### Література

1. Колмогоров А.Н., Фомин С.В. Элементы теории функций и функционального анализа. — М.: Наука, 1989.





# Про одну властивість відстані між контурами зображень

ЮЛІЯ ЧЕРЕВКО

Інститут кібернетики НАН

Україна, 252022 Київ,  
проспект Академіка Глушкова 40

Тел.: (044) 266-3008

E-mail address: bookie\_j@deer.icyb.kiev.ua

**Iulia Cherevko. About One Property of the Distance between Contours of Images.**

The definition of yet another new distance between one-connected bounded closed sets on the plain and also between their boundaries is suggested. The theoretical properties of such distance are described. The theorem about equivalence between the distance between the sets and the distance between their boundaries for some special case is told about.

Тут розповідатиметься про властивості деякої метрики, яку М.І. Шлезінгер запропонував мені у якості об'єкта досліджень. Вона задається на множині многокутників із скінченною кількістю вершин. Розглядувані многокутники є замкненими обмеженими однозв'язними підмножинами площини і являють собою цілий клас зображень. Буде показано, що у випадку, коли хоча б один із многокутників є опуклим, відстань між множинами збігається із відстанню між границями цих многокутників.

Нехай на площині  $\mathbb{R}^2$  задано метрику  $d: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ , многокутники  $X$  та  $Y$  із скінченним числом вершин. Через  $G(X)$  і  $G(Y)$  позначимо границі множин  $X$  та  $Y$  відповідно, кожна із цих границь гомеоморфна до одиничного кола. Під границею множини розуміємо підмножину її точок, кожне околу котрих містить як точки множини, так і точки, що їй не належать. Множину многокутників із переліченими властивостями позначимо через  $P$ .

Позначимо через  $F_{\text{hom}}(X, Y)$  множину всіх взаємнооднозначних взаємно-неперервних відображень (множину гомеоморфізмів) із  $X$  на  $Y$ , а через  $F_{\text{hom}}(G(X), G(Y))$  – множину всіх гомеоморфізмів із  $G(X)$  на  $G(Y)$ .

Розглянемо функцію схожості між многокутниками  $X$  та  $Y$ , де  $X, Y \in P$ ,

$$D_{\text{hom}}(X, Y) = \inf_{f \in F_{\text{hom}}(X, Y)} H(f), \text{ де } H(f) = \max_{x \in X} d(x, f(x))$$

і функцію схожості між  $G(X)$  та  $G(Y)$

$$D_{\text{hom}}(G(X), G(Y)) = \inf_{f \in F_{\text{hom}}(G(X), G(Y))} \hat{H}(f), \text{ де } \hat{H}(f) = \max_{x \in G(X)} d(x, f(x)).$$

$H(f)$  назвемо якістю відображення  $f$  для многокутників  $X$  та  $Y$ , а  $\hat{H}(f)$  – якістю відображення  $f$  для їхніх границь  $G(X)$  і  $G(Y)$ .

Основні результати можна сформулювати у вигляді трьох теорем.

**Теорема 1.** Функція схожості  $D_{hom}(X, Y)$  між многокутниками  $X$  і  $Y$ ,  $X, Y \in P$ , і функція схожості  $D_{hom}(G(X), G(Y))$  між їх границями  $G(X)$  та  $G(Y)$  задовольняють аксіомам відстані.

**Теорема 2.** Нехай  $G(X)$  і  $G(Y)$  – границі многокутників  $X$  та  $Y$ , де  $X, Y \in P$ ;  $F_{hom}^*(G(X), G(Y))$  – множина оптимальних гомеоморфізмів із  $G(X)$  на  $G(Y)$ , тобто таких відображень, якість яких дорівнює значенню  $D_{hom}(G(X), G(Y))$ . Тоді у множині  $F_{hom}^*(G(X), G(Y))$  обов'язково знаходиться частково-лінійне відображення  $f_{pl}^*$ , таке, що

$$D_{hom}(G(X), G(Y)) = \hat{H}(f_{pl}^*).$$

**Теорема 3.** Для многокутників  $X$  та  $Y$  із  $P$  та їх границь  $G(X)$  і  $G(Y)$ , таких, що або  $X$ , або  $Y$  являється опуклим, справедливо

$$D_{hom}(X, Y) = D_{hom}(G(X), G(Y)).$$



**Алгоритм наближеного обчислення відстані між контурами зображень**

**ЮЛІЯ ЧЕРЕВКО**

*Інститут кібернетики НАН*

*Україна, 252207 Київ,  
проспект Академіка Глушкова 40*

*Тел.: (044) 266-3008*

*E-mail address: bookie\_j@deer.icyb.kiev.ua*

**Julia Cherevko. About the Algorithm for Approximate Computation of Distance Between Contours of Images.**

The approximate algorithm of computation of yet another new distance between boundaries of one-connected bounded closed sets on the plain is told about. This algorithm has interesting geometrical and physical interpretation.

Алгоритми обчислення відстані між контурами, представленими у комп'ютері у вигляді ламаних із скінченною кількістю вершин, широко використовувались і використовуються в розпізнаванні зображень, оскільки дозволяють за величиною цієї відстані відносити зображення до одного й того ж класу або до різних класів. Тут розповідатиметься про алгоритм обчислення однієї з таких відстаней, запропонованої мені М.І.Шлезінгером у якості об'єкта дослідження.

Нехай на площині  $\mathcal{R}^2$  задано метрику  $d: \mathcal{R}^2 \rightarrow \mathcal{R}$ , ламані  $P$  і  $Q$  скінченної довжини (самоперетини дозволяються); позначимо через  $M$  множину пар ламаних скінченної довжини, таких, що обидві компоненти кожної пари

гомеоморфні або до одиничного окола, або обидві вони гомеоморфні до одиничного відрізка.

Нехай  $(P, Q) \in M$ . Позначимо через  $F_{hom}(P, Q)$  множину всіх взаємно-однозначних взаємно-неперервних відображень ламаної  $P$  на ламану  $Q$  (множина гомеоморфізмів).

Алгоритмом, про який тут йтиметься, буде обчислюватись деяка відстань  $D_{hom}(P, Q)$  між ламаними  $P$  та  $Q$ ,  $(P, Q) \in M$ , розглянута у тезах "Про дослідження відстані між контурами зображень" цього збірника. Відстань означено таким чином:

$$D_{hom}(P, Q) = \inf_{f \in F_{hom}(P, Q)} H(f), \text{ де } H(f) = \max_{p \in P} d(p, f(p)).$$

До уваги пропонується алгоритм складності  $O(m \times n)$ , де  $m$  і  $n$  – кількості вершин на ламаних  $P$  та  $Q$  відповідно, з допомогою якого для двох спрямлюваних ламаних  $P$  і  $Q$ ,  $(P, Q) \in M$ , і деякого цілого числа  $\theta$  можна визначити, чи вірно, що  $D_{hom}(P, Q) \leq \theta$ .

Застосовуючи цей алгоритм скінченну кількість разів, можна знайти  $D_{hom}(P, Q)$  з будь-якою наперед заданою точністю  $\xi$ .

Ідея алгоритму полягає в тому, що ламані  $P$  та  $Q$  покриваються множиною так званих початкових інтервалів, за якими будуються інтервали, які ми назвали інтервалами досяжності. У випадку, коли множиною інтервалів досяжності не вдається повністю покрити ламані  $P$  і  $Q$ , то відстань між ними перевищує задане число  $\theta$ .



## Архівація зображень по паралельно-сітковому методу

МИХАЙЛО СЕМЕНЮК, ВОЛОДИМИР КОЖЕМ'ЯКО

Технічний університет

Україна, 286021 Винниця,

Хмельницьке шосе, 95

Тел.: (0432) 32-57-18 Факс: (0432) 46-57-72

Михаил Семенюк, Владимир Кожемяко. Архивация изображений по параллельно-сетевому методу.

Объект исследований - методы сжатия информации, в частности изображений в реальном масштабе времени. В работе рассмотрен метод многооперационной обработки данных на основе ее распараллеливания и преобразования к элементарным действиям.

В зв'язку із збільшенням обсягу даних при обробці зображень, які надходять на обчислювальні системи, існує необхідність по розробці методів та засобів по збереженню прийнятої інформації. При цьому суттєвими є два параметри:

- час упакування даних;

-ступінь стиснення даних.

Дослідження методів стиснення інформації показали, що покращення одного із цих параметрів веде до суттєвого погіршення другого, а також до збільшення апаратних або програмних витрат. Тому, в залежності від конкретної ситуації вибирається для поліпшення один із параметрів.

Розроблена система архівації зображень для зменшення часу обробки даних використовує паралельність надходження вхідної інформації. Крім того, на відміну від існуючих систем стиснення інформації, мало пристосованих для роботи із зображеннями, в розробленому алгоритмі використовується корельованість даних як по рядкам, так і по стовпчиках.

Розмір оброблюваного зображення ( $n * m$ ) теоретично необмежений, практично же він визначається можливостями обчислювального комплексу. Але для збільшення розміру оброблюваного зображення можливе розбиття початкового зображення на окремі частини, розмір яких придатний для виконання над ними необхідних дій.

В обчислювальній системі зображення подається у вигляді масиву елементів. Значення елемента масиву зображення може знаходитись в інтервалі від 0 до 8191, що дає можливість використовувати 1024 градації яскравості кожного із 8 основних кольорів або 8192 градацій яскравості сірого при використанні чорно-білого зображення.

Отже, вхідне зображення подається у вигляді масиву чисел розмірності  $n * m$ , кожний елемент якого відповідає точці зображення, або ж у сукупності масивів розмірності не більше  $n * m$ . Кожний рядок масиву обробляється паралельно за розробленим алгоритмом.

Суть алгоритму полягає в тому, що на основі прийнятих правил проводиться відбір елементів масиву та приведення їх до незначущих елементів. Потім проводиться кодування місцезнаходження вибраних елементів, об'єднання цього коду із значенням елемента і формування таким чином елемента вихідного масиву. Цей процес продовжується, поки є в наявності значущі елементи у вхідному масиві. Далі проводиться ступінчатий зсув вихідного масиву, його транспонування і виконання над ним дій, описаних вище. Робота алгоритму продовжується, поки у вихідному масиві не залишиться один елемент. Його значення, як і значення першого елемента вихідного масиву кожного проходу, заноситься в остаточний масив, над яким проводиться операція кодування серіями.

При дослідженні роботи алгоритму із різними видами зображення були отримані результати стиснення інформації 10..40 відсотків від об'єму початкового зображення. При цьому час архівації не перевищував час обробки даних при роботі відомих архіваторів.





# Інтегральні інформаційні ознаки геометричних форм самоафінних фрактальних зображень

ВОЛОДИМИР КОРЧИНСЬКИЙ

Державний університет

Україна, 320625 Дніпропетровськ,  
проспект Гагаріна, 72

Тел.: (0562) 76-91-24 Факс: (0562) 46-55-23

Електронна пошта: ps.p0.f19.n464.z2@FIDONET.ORG

## Volodymyr Korchyns'kyj. Integrated Informative Features for Spatial Forms of Self-Affine Fractal Images.

The system of integrated informative features (IIF) for plane fractal images are proposed. Supposed that fractal image is raised from the some forming by geometrical transforms belonged to given point group. IIFs are represented in terms of forming image moments defined under the Lie algebra ideal of realized group. The analytical expressions for IIFs of self-affine and self-similar fractals are presented. The proposed IIFs provide the fractal spatial forms identification under the morphological analysis of such images.

Останнім часом в різних прикладних галузях велика увага приділяється дослідженню фрактальних об'єктів (об'єкти з дробовою розмірністю, яка перевищує топологічну) /1/. Серед відповідних зображень важливе місце, головним чином в фізичних застосуваннях, займають самоафінні фрактали /2, 3/. В доповіді запропонована система інформаційних ознак просторових форм таких зображень.

Математичну модель фрактального зображення зазначеного типу означимо у вигляді многовиду  $A$ , інваріантного відносно групи  $G$  точкових перетворень на площині

$$A = \{ r : r = T(a)x, x \in F, T(a) \in G \}, \quad (1)$$

де  $r, x = (x, y)$  - радіуси-вектори точки на полі зору  $X$ ;  $T(a)$  - оператор геометричних перетворень координат;  $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)$  - вектор істотних параметрів групи  $G$ ;  $F$  - твірне зображення.

Перейдемо до опису зображень за допомогою моментів по ідеалу алгебри Лі групи  $G$ :

$$M_{nm} = \int_{(X)} f(r) u_{nm}(r) dr, \quad (2)$$

де  $f(r)$  - індикаторна функція множини точок твірного зображення  $F$ ;  $n, m$  - цілі невід'ємні числа. Засіб побудови базисних функцій  $u_{nm}(r)$  вказаний в роботах /4, 5/.

Група  $G$  індукує на множині моментів точкову групу Лі  $H$  з перетвореннями для кожного  $i$

$$M'_{inm} = M_{nm} + a_i \int_{(X)} \{ X_i [u_{nm}] + (y_x^i + h_y^i) u_{nm} \} dx dy + O(a^2), \quad (3)$$

де  $X_i = y_i d/dx + h_i d/dy$  - інфінітезимальні оператори групи  $G$ ; індексами  $x, y$  позначено диференціювання по відповідним координатам.

Для зазначеного засобу завдання моментів (функції  $u_{nm}(r)$  відповідають ідеалу алгебри Лі групи  $G$ ) вираз (3) можна навести в такому загальному вигляді:

$$M_{is} = M_s + a_i \sum_{|t|=1}^{|s|} V_{ist}(M) M_s + O(a^2) , \quad (4)$$

де  $s, t$  - мультиіндекси,  $|s|, |t| = n+m$ ;  $M$ - сукупність моментів. Інфінітезимальні оператори групи  $H$  мають вигляд

$$Y_i = \sum_{|s|=0}^{|s|} \sum_{|t|=0}^{|s|} V_{ist}(M) M_t d/dM_s . \quad (5)$$

Ізоморфізм між групами  $G$  та  $H$  дає можливість означити інформаційні ознаки фрактального зображення як алгебраїчні інваріанти групи  $H$ , які у відповідності з загальною методикою визначення інваріантів точкових груп Лі (див. напр. /6/) задовольняють умовам

$$Y_i[F] = 0, \quad (i=1, 2, \dots, n). \quad (6)$$

Ці співвідношення являють собою систему диференціальних рівнянь в частинних похідних першого порядку, яка визначає множину інформаційних ознак з різними значеннями  $|s|$  (ці останні називаємо порядком ознаки). Для ознак невеликих порядків можливе аналітичне розв'язання системи (6). Для великих  $|s|$  визначення ознак виконується чисельним розв'язанням системи (6).

У випадку, коли  $G$  в (1) - загальна афінна група (власне самоафінні фрактали), інформаційна ознака, наприклад, другого порядку, має вигляд (ознак нульового та першого порядків не існує)

$$|N_{20}N_{02} - N_{11}^2|^{1/4} / M_{00} , \quad (7)$$

де  $N_{nm}$  - центровані декартові моменти утворюючого зображення.

Важливим частковим випадком самоафінних фрактальних зображень є самоподібні фрактали. Група  $G$  при цьому являє собою 4-параметричну підгрупу загальної афінної групи (включає геометричні перетворення перенесень вздовж координат  $x, y$ , поворотів та гомотетії). Ознаки з  $|s|=0, |s|=1$  в цьому випадку також не існують, ознаки другого і третього порядків мають вигляд:

- для другого порядку

$$(N_{20} + N_{02}) / M_{00} \quad (8)$$

- для третього порядку

$$0.2(3N_{21}^2 + 3N_{12}^2 + N_{03}^2 + N_{30}^2) / M_{00}^5 , \quad (9)$$

$$[N_{30} + N_{12}]^2 + (N_{03} + N_{21})^2 / [N^2_{30} + N^2_{03} + 3N^2_{21} + 3N^2_{12}] \quad (10)$$

Проведене на предфрактальних зображеннях перколяційних кластерів різних генерацій тестування продемонструвало ефективність запропонованої системи інформаційних ознак при морфологічному аналізі просторових форм самоафінних та самоподібних фракталів розглянутої структури.

### Література

1. Mandelbrot B.B. The Fractal Geometry of Nature. - San Francisco: Freeman, 1977. - 284 p.
2. Федер Й. Фракталы. - М.: Мир, 1990. - 264 с.
3. Зельдович Я.Б., Соколов Д.Д. Фракталы, подобие, промежуточные асимптотики // Успехи физических наук. - 1985. - Т. 146. - N 3. - С. 492-505.
4. Корчинский В.М. Групповые интегральные признаки геометрических классов проекционных изображений в задачах их инвариантного распознавания // Распознавание образов и анализ изображений. Новые информационные технологии: Тез. докл. 1 Всес. конф. - Минск: Ин-т техн. кибернетики АН Беларуси. - 1991. - Т. 2. - С. 87-90.
5. Korchinkii V.M. Informative Features of Spatial Forms of Radiowave Images for Their Invariant Recognition // International Symposium "Physics and Engineering of Millimeter and Submillimeter Waves": Conference Proceedings. - Kharkov: Institute of Radiophysics and Electronics. Ukrainian Academy of Sciences, 1994. - Vol. 4, P. 723-725.



**Організація функціонального просторового середовища для вирішення завдань розпізнавання об'єктів**

**МИХАЙЛО ПОПОВ, ВОЛОДИМИР БЕЗКРОВНИЙ**

*Інститут військово-повітряних сил*

*Україна, 252186 Київ  
Повітрофлотський пр-т 30  
Тел.: (044) 271-62-30*

**Михаил Попов, Владимир Безкровный. Организация функциональной пространственной среды для решения задач распознавания объектов.**

Предлагаются способ организации и алгоритмическое описание нейрореподобной вычислительной среды, соответствующие современным теоретическим представлениям и экспериментальным данным о принципах обработки информации в зрительном тракте биологических объектов.

Відповідно до сучасного уявлення щодо еволюційного розвитку мозку можна стверджувати, що в результаті удосконалення зорового аналізатора живих організмів відбулося формування нейронних структур та механізмів, які реалізують оптимальні, скоріше за все у енергетичному розумінні, засоби обробки оптичної інфор-

мації. Очевидно, що використання біологічних принципів під час обробки відеоінформації значно підвищить ефективність розпізнавальних технічних пристроїв.

Реалізація біокібернетичного підходу передбачає створення на підставі системного аналізу експериментальних даних інформаційної моделі зорового тракту біологічних об'єктів, яка може бути використана під час проектування технічних систем. У даній праці пропонується функціональна модель підсистеми зорового тракту, яка виконує завдання розпізнавання форми об'єктів зовнішнього середовища.

Згідно [1], біологічні нейронні структури проводять процедури, які відповідають традиційним етапам рішення завдань розпізнавання у технічних системах [2]: просторову дискретизацію зорової картини, виділення перепадів яскравості, процедуру сегментації, обчислення інформативних ознак зображення, визначення взаємного просторового положення локальних областей з інформативними ознаками, формування та запам'ятовування еталонів об'єктів.

Під час розпізнавання додатково виконується операція порівняння з еталоном.

Суттєвою особливістю біологічних засобів обробки зорової інформації є організація специфічного типу функціональної взаємодії нейронних структур, яка має просторовий характер та здійснюється на поверхні функціональних полів (нейронних шарів), які складаються з однорідних функціональних елементів - нейронів. У результаті створюється функціональне просторове середовище (ФПС), яке реалізує принцип двомірної обробки потоку даних, аналогічний оптичним засобам обробки інформації.

Функціональна модель нейротехнічної ФПС, яка реалізує алгоритми формування інваріантів і розпізнавання об'єктів зовнішнього середовища, зображена на рис.1, де позначено: 1 - сенсорне поле, 2 - локально-додавальне поле, 3 - керувальне поле, 4 - логарифмічне поле, 5 - поле кон'юнкцій, 6 - поле масок, 7 - гностичне поле".

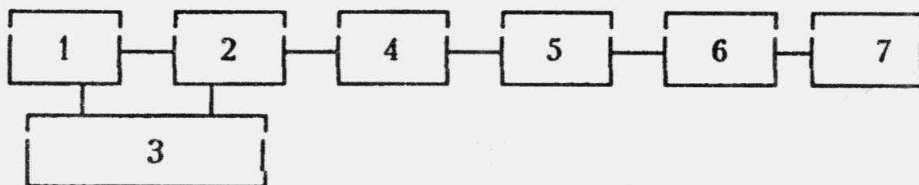


Рис.1

Принципи і механізми обробки інформації у кожному полі моделі мають пряму нейробіологічну інтерпретацію.

Як показано [1], у зоровому тракту живих організмів може бути реалізований гіпотетичний механізм, який формує структурно-геометричний опис контуру плоских об'єктів.

Сутність алгоритму класифікації полягає у наступному. Нехай на площині задається вільний криволінійний контур у вигляді дискретної послідовності  $l$  точок з координатами  $[X_j, Y_j]$   $j=1,2,\dots,l$ . Проведемо сплайнову інтерполяцію контуру, використовуючи критерій мінімуму середньо-квадратичного відхилення. Відповідно до теореми про розміщення точок склеювання сплайну щодо заданого критерію [3], можна стверджувати, що вершини многокутника, які відповідають



точкам склеювання, будуть розміщуватися навколо локальних максимумів кривизни контуру, які визначають форму об'єкту.

В одержанному  $n$ -кутнику  $M_1 M_2 \dots M_n$  вираховуємо внутрішні кути  $A_i$  для кожної з вершин, а також величини  $W_i = M_i M_{i+1} / M_i M_{i-1}$  - відношення відстані від даної вершини до наступної до відстані від даної вершини до попередньої. Утворимо конкатенацію

$$F_i = K(A_i, W_i), i=1,2,\dots,n.$$

Щодо властивості перетворення подібності, одержаний опис є інваріантним до зсуву, повороту та масштабу багатокутника  $M_1 M_2 \dots M_n$ . По пред'явленню навчальної вибірки у моделі формуються і запам'ятовуються  $F_k$  - інваріанти-еталони об'єктів. Під час розпізнавання процедури формування інваріантів не змінюються. На заключному етапі здійснюється процедура порівняння з еталонами.

Сутність інформаційних процесів, які виникають у моделі, складається із наступого. Перший шар сенсорного поля складає набір  $n$  диференціальних фільтрів з областю визначення  $r_i$ . Диференціальні фільтри дозволяють виділити на зображенні місця, у яких є перепади яскравості. Другий (вихідний) шар складається з  $q$  фіксованих сегментів  $P_j$ . У кожний із сегментів проектується сигнали із деякого набору елементарних областей  $r_i$ . У сегментах  $P_j$  проводиться порогова обробка сигналів, яка полягає у визначенні елементів  $\{R_j\}_q$  з максимальним рівнем сигналу.

Вихідний шар сенсорного поля, керувальне поле та локально-додавальне поле виконують процедуру сегментації, яка виконується в два етапи. Перший полягає у пороговій обробці множини  $\{R_j\}_q$ . Величина локального порогу визначається механізмом адаптації до рівня освітлення.

На другому етапі проводиться опис замкнених контурів одержаного бінарного зображення, що веде до створення контурних препаратів об'єктів вхідного зображення. Потім у локально-додавальному полі виконується локальне  $X_0$ -перетворення зображення з ядром, створеним лінійною функцією

$$p = x \cos G + y \sin G$$

для дискретного вектора параметрів  $G^*$ . Таким чином, для деяких областей можна одержати конкретне значення параметру  $G^*$  - кута нахилу елемента контуру об'єкта відносно фіксованої осі, що дозволяє підрахувати ознаки  $A_i$ .

У логарифмічному полі моделі здійснюється обчислення значень ознак форми об'єкту  $W_i$ . У полі кон'юнкцій для набору інформативних ознак здійснюється квантування значень величин  $(W_i), (A_i)$  і виконується операція конкатенації, що веде до формування еталонів - інваріантів об'єктів  $F_k$ .

Поле масок виконує функцію запам'ятовування еталонів об'єктів. Під час розпізнавання об'єктів двійкові сигнали, які відповідають ознакам форми об'єкту, через поле масок передаються у "гностичне" поле. Нейрони поля виконують порогову операцію розпізнавання інваріанта об'єкта за еталоном, який має з ним найбільше число однакових ознак.

Алгоритми, що розглянуті у праці, реалізовані програмно. Експериментальні дослідження моделі підтвердили високу якість класифікації повністю видимих об'єктів, а також видимих частково.

**Прикінцеві положення.** Таким чином, у праці аналізується підхід до створення біокібернетичних систем, які реалізують концепцію функціонального просторового середовища. Суть цієї концепції полягає в організації просторової взаємодії функціональних полів, що дозволяє використовувати геометричні властивості простору для проведення детермінованих інформаційних перетворень сигналів. Це веде до суттєвого зменшення енергетичних витрат, а також до збільшення швидкодії обчислювального середовища. Можна стверджувати, що реалізація цього підходу приведе до значного покращення ефективності розпізнавальних технічних систем.

### **Література**

1. Попов М.А., Бескровний В.В. Нейротехническая модель системы для автоматической классификации объектов. Нейросетевые технологии и нейрокомпьютеры: Сб. науч. тр./ НАН Украины. Ин-т кибернетики им. В.М. Глушкова. - Киев, 1994.- С. 71-78.
2. Фу К., Гонсалес Р., Ли К. Робототехника. М.: Мир. 1989. - 624 с.
3. Павлидис Т. Иерархические методы в структурном распознавании образов. // ТИИЭР, 1979, т. 67, N 5, с. 39 - 49.

