

III

Теоретичні основи оброблення та розпізнавання зображень

Theoretical Basis of Image Processing and Recognition

Розробка та дослідження методів підвищення ефективності доступу до пам'яти при генеруванні та обробленні зображень

ОЛЕКСАНДР АНОПРІЄНКО

Технічний університет

340000 Донецьк, вул. Артема 58

Тел.: (0622) 35-4589

Електронна пошта: anoprien@dstu.donetsk.ua

Oleksandr Anoprijenko. Development and Research of Methods for Highspeed Access to Memory During Image Generation and Processing.

The results of efficiency research of various acceleration methods for highspeed access to image memory are considered. Examples of the technical decisions, their theoretical analysis on the basis of stochastic geometry and results of their simulation are described.

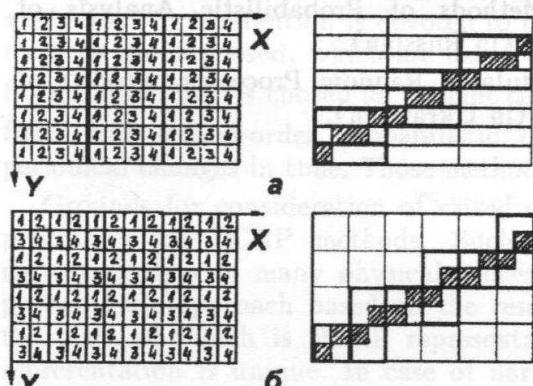


Рис. 1.

Варіанти розміщення елементів пам'яти та фіксованого одноформатного доступу при обробленні векторних зображень

Проблема прискорення процесів оброблення та генерації зображень є однією з найбільш актуальних. У зв'язку з цим дедалі ширше вживаються різноманітні методи її вирішення шляхом розпаралелювання обчислювальних процесів. Однією з необхідних умов розпаралелювання є забезпечення ефективного доступу до пам'яти зображень [1]. Далі розглядаються варіанти вирішення цієї проблеми та дається їх теоретична та експериментальна оцінка. При цьому для теоретичного аналізу був використаний математичний апарат стохастичної геометрії [2], а для експериментального дослідження — імітаційне моделювання процесів оброблення та генерації зображень. Були досліджені як добре відомі технічні рішення, так і відносно нові (дивись, наприклад, [4-6]), а також інші, теоретично можливі.

Одним з найбільш важливих питань при імітаційному моделюванні є вибір моделі "робочого навантаження", тобто тестових зображень. У найпростішому випадку для цієї мети беруться деякі конкретні зображення. Однак такому підходу притаманні значні недоліки: вибір тестових зображень є суттєво суб'єктивним, відсутнія можливість достатньо гнучкого керування параметрами робочого навантаження з метою дослідження їх впливу на отримані результати, суттєво обмежені можливості аналітичного опису робочого навантаження, що веде до недостатньої узагальненості результатів моделювання. Тому з метою забезпечення достатньо об'єктивного порівняльного дослідження був вибраний підхід, що базується на використанні ймовірнісної моделі робочого навантаження. Моделювались зображення, орієнтовані на два варіанти доступу: векторами (при стохастичному лінійчатому скануванні та генерації векторних зображень) та масивами, репрезентованими опуклими багатокутниками.

При моделюванні векторного робочого навантаження передбачався рівномірний розподіл векторів по полю растра з рівномірним розподілом їх орієнтації у межах від 0 до 90 градусів. У найпростішому випадку для цієї мети беруться деякі конкретні зображення. Однак такому підходу притаманні значні недоліки: вибір тестових зображень є суттєво суб'єктивним, відсутнія можливість достатньо гнучкого керування параметрами робочого навантаження з метою дослідження їх впливу на отримані результати, суттєво обмежені можливості аналітичного опису робочого навантаження, що веде до недостатньої узагальненості результатів моделювання. Тому з метою забезпечення достатньо об'єктивного порівняльного дослідження був вибраний підхід, що базується на використанні ймовірнісної моделі робочого навантаження. Моделювались зображення, орієнтовані на два варіанти доступу: векторами (при стохастичному лінійчатому скануванні та генерації векторних зображень) та масивами, репрезентованими опуклими багатокутниками.

При моделюванні векторного робочого навантаження передбачався рівномірний розподіл векторів по полю растра з рівномірним розподілом їх орієнтації у межах від 0 до 90 градусів.

При цьому моделювались три варіанти розподілу їх довжини: "навантаження 1" — довжина кожного вектора в межах растроу максимальна; "навантаження 2" — довжини векторів розподілені рівномірно; "навантаження 3" — довжини векторів розподілені експоненціально.

Відповідно моделювалось робоче навантаження, презентоване випуклими багатокутниками: "навантаження 1" ("образ-1") — рівномірний розподіл прямокутників по полю растроу з рівномірним розподілом їх розмірів; "навантаження 2" ("образ-2") — рівномірний розподіл багатокутників по полю растроу з рівномірним розподілом їх розмірів; "навантаження 3" ("образ-3") — рівномірний розподіл багатокутників по полю растроу з експоненціальним розподілом їх розмірів.

При аналізі розглядались варіанти прискорення доступу шляхом відповідного розміщення паралельно доступних елементів пам'яти з фікованим розміщенням на растрі слова доступу (Φ -доступ) та плаваючим (Π -доступ) з одним (доступ-1) або кількома варіантами його орієнтації (доступ-2 та доступ-4). Приклади розміщення елементів пам'яти та використання різних форматів слова доступу наведені на рис. 1-3.

Як відомо із стохастичної геометрії, якщо фундаментальні регіони деякої ґратки мають площу α_0 , і кожна має криву завдовжки L_0 , то середнє значення кількості точок перетину цих кривих з кривою D , завдовжки L_1 , кинутої випадково на площину, дорівнює

$$E = \frac{2L_0 L_1}{\pi \alpha_0}. \quad (1)$$

Виходячи із цього твердження може бути отримана формула для теоретичної оцінки коефіцієнта прискорення доступу до пам'яти кадра K_A при можливості одночасної модифікації декількох пікселів:

$$K_A = \frac{M_v \pi W_x W_y}{2L_1(W_x + W_y)}, \quad (2)$$

де M_v — середня кількість пікселів, що утворюють вектор при реалізації чотирьохточкового алгоритму, L_1 — середнє значення довжини вектора, W_x — розмір слова доступу до пам'яти за x , W_y — розмір слова доступу до пам'яти за y . При $W_y = 1$ і зростаючих значеннях W_x отримаємо

$$\lim_{W_x \rightarrow \infty} \frac{M_v \pi W_x W_y}{2L_1(W_x + W_y)} = \frac{M_v \pi}{2L_1}, \quad (3)$$

що відповідає рішенню так званої задачі Бюфона про кидання голки: при киданні відрізка довжиною L на множину паралельних прямих з одиничною відстанню очікувана кількість перетинів є $2\pi^{-1}L$.

При одноформатному доступі для навантаження 2 при $X = Y = 512$ теоретичне значення K_A при $W_x \rightarrow \infty$ не перевищує 1,36.

Виходячи з відомого твердження інтегральної геометрії про те, що середня кількість фрагментів, на які може бути розбита замкнута область D , площею F_1 , що обмежена однією кривою довжини L_1 , та коли вона випадково кидається на ґратку з фундаментальних областей площею α_0 з контуром L_0 , дорівнює

$$E = \frac{2\pi(\alpha_0 + F_1) + L_0 L_1}{2\pi\alpha_0}, \quad (4)$$

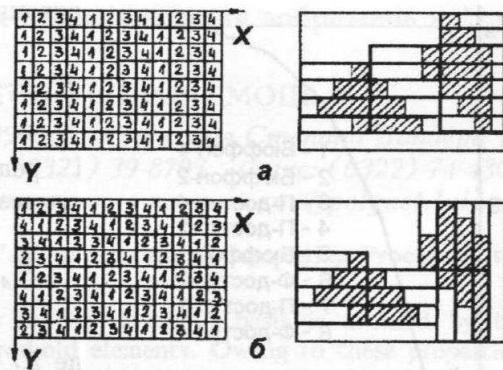


Рис.2.
Варіанти розміщення елементів пам'яти та фіксованого доступу при обробленні фрагментів зображень типу багатокутників

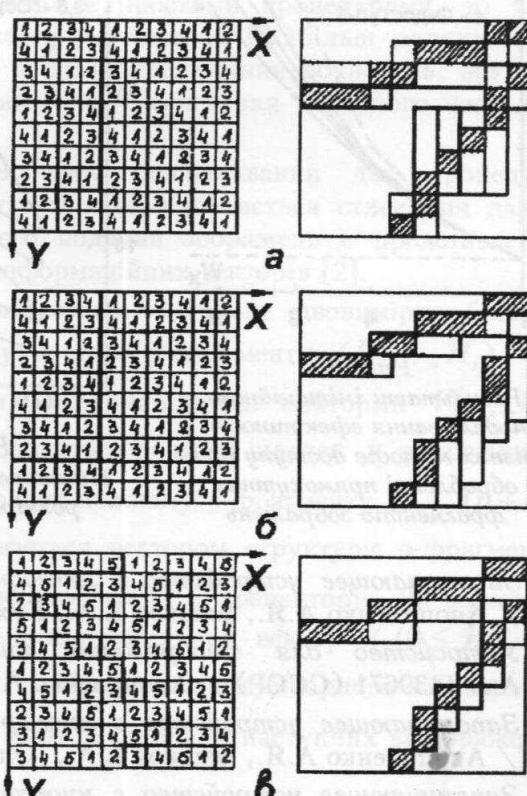


Рис.3.
Варіанти розміщення елементів пам'яти та плаваючого багатоформатного доступу при обробленні векторних зображень

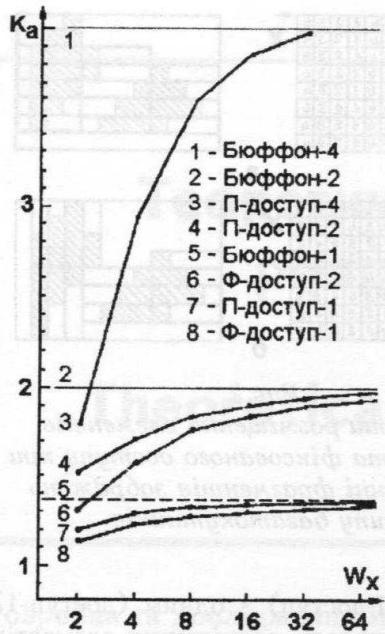


Рис. 4.

Результати імітаційного моделювання ефективності різних методів доступу при обробленні векторних зображень ("Бюффон" – теоретичне вирішення задачі Бюффона)

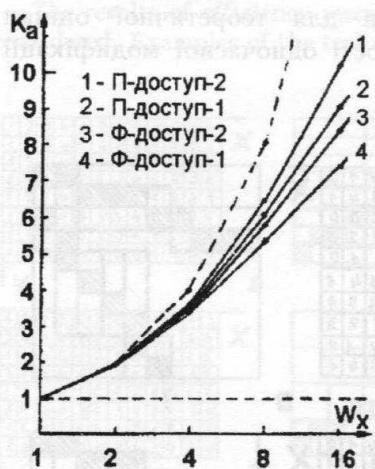


Рис. 5.

Результати імітаційного моделювання ефективності різних методів доступу при обробленні прямокутних фрагментів зображень

виводяться формулі для теоретичної оцінки K_A для першого

$$K_A = \frac{\pi W_x W_y F_1}{\pi (W_x W_y + F_1) + 2(\Delta x + \Delta y)(W_x + W_y)}, \quad (5)$$

і решти варіантів навантажень при обробленні масивів, репрезентованих багатокутниками:

$$K_A = \frac{\pi W_x W_y F_1}{\pi (W_x W_y + F_1) + 4\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} (W_x + W_y)},$$

де F_1 – середня площа масиву в пікселях, Δx и Δy – середні габаритні розміри масиву за x та y відповідно.

Наведені формули дозволяють при відомих параметрах навантаження оцінити значення коефіцієнта прискорення доступу до пам'яті (порівняно з випадком $W_x = W_y = 1$) при заданих значеннях W_x и W_y . Практично повний збіг (у межах 1% похибки) результатів імітаційного моделювання з теоретичними підтвержує ефективність використовуваних методів. Деякі результати дослідження наведені на рис. 4 і 5.

Були також досліджені деякі варіанти ієрархічного кодування зображень, у тому числі впроваджених у вигляді конкретних технічних рішень [5, 6]. На рис. 6 показані, наприклад, результати порівняльного аналізу (шляхом моделювання) звичайного паралельного доступу (при $W_x=16$) та апаратно підтриманого ієрархічного коду. При цьому добре видно, що ефективність ієрархічного коду тим вища, чим більше розмір растроу зображення.

Розроблені теоретичні методи та імітаційні моделі у кожному конкретному випадку дозволяють оцінити рівень ефективності відповідних технічних рішень та алгоритмів з метою їх подальшого впровадження.

Література

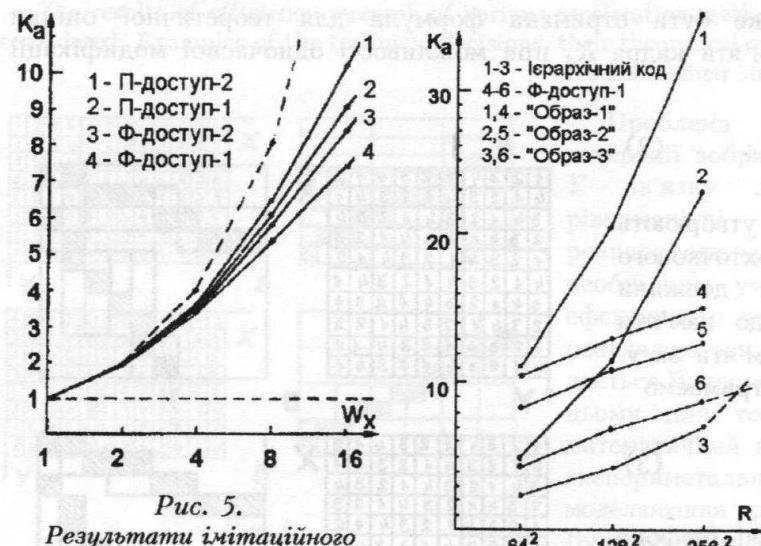


Рис. 6.
Прискорення при різних розмірах растроу R

3. Запоминающее устройство с многоформатным доступом к данным. А.с. 1336108 (СССР) / Аноприенко А.Я., Башков Е.А., Кухтин А.А., Сербиненко А.В., Опубл. 1987, БИ № 33.
4. Устройство для отображения информации на экране телевизионного индикатора. А.с. 1439671 (СССР) / Аноприенко А.Я., Опубл. 1988, БИ № 43.
5. Запоминающее устройство с многоформатным доступом к данным. А.с. 1355997 (СССР) / Аноприенко А.Я., Башков Е.А., Опубл. 1987, БИ № 44.
6. Запоминающее устройство с многоформатным доступом к данным. А.с. 1336109 (СССР) / Аноприенко А.Я., Башков Е.А., Опубл. 1987, БИ № 33.

Організація обчислювального процесу представлення і розпізнавання зображень в пороговому базисі

АНАТОЛІЙ БАТЮК, БОГДАН БАЛИЧ, ЯРОСЛАВ ВІНТОНЯК, ІВАН ЦМОЦЬ

Університет "Львівська Політехніка"

290646 Львів, вул. Степана Бандери 12
Тел.: (0322) 39-8793 Факс: (0322) 74-4300
Електронна пошта: rvv@polynet.lviv.ua

Anatolij Batiuk, Bohdan Balych, Jaroslav Vintoniak, Ivan Tsmots'. Organisation of Computing Process of the Pattern Representation and Recognition in the Threshold Basis.

The interest in the methods of synthesizing discrete devices in the threshold basis is aroused by the considerable functional possibilities and the rearrangeability of threshold elements. Owing to these properties, they can play an important part in the development of the element basis of computers, in the constructions of cybernetic systems solving problems of pattern recognition, and in the creation of control devices with rearrangeable structures in systems of automatic control. Methods for the threshold representation of functions of the Boolean algebra can be successfully used for solving problems of pattern and image recognition. The choice of the basis for the representation of two-dimensional discrete images is a very important stage of image processing and the formation of features for recognition. In this paper, we propose a method for representing two-dimensional discrete images in the threshold basis (and obtaining the threshold representation), which admits effective coding of image fragments, and use this method for solving the problem of recognition in this basis. We will describe the invariants of the threshold representation of two-dimensional discrete images of size $2^r \times 2^l$ with respect to the transformations generated by the symmetric group S_n ($n = r + l$) and an Abelian group $(2) \times \dots \times (2)$ (n times). We will also construct the functionals μ^* and μ_* of similarity and difference, respectively, of p-fragments of images. The properties of these functionals will be used to make a decision on the membership of a given image S in one of the classes of templates K_1, \dots, K_l .

Вступ. У зв'язку зі стрімким розвитком засобів обчислювальної техніки та розширенням областей застосування методів цифрового оброблення зображень і розпізнавання образів особливої актуальності набуває розробка ефективних алгоритмів реалізації таких методів відносно часу обчислень або апаратурних (схемотехнічних) затрат при паралельній реалізації. Реальні зображення задаються у вигляді великого масиву даних, а відомі алгоритми в загальному випадку є досить складними обчислювальними процедурами, внаслідок чого їх безпосереднє виконання не є ефективним та не задовільняє умовам реального часу. З другого боку, як правило, коли алгоритми оброблення або розпізнавання зображень є простими процедурами, то таке оброблення не відповідає наведеним вимогам щодо якості результату. Найбільш радикальним засобом підвищення швидкодії оброблення зображення є розпаралелювання обчислень, зокрема конвеєризація послідовних етапів обчислень - основний метод досягнення реального часу для спецпроцесорів оброблення зображень [1].

При розпізнаванні зображень суттєве зменшення часу розпізнавання дає процедура попереднього виділення інформативних ознак, в результаті якої відбувається стискання даних зображення. Одним із ефективних підходів до стислого подання зображень є представлення дискретних зображень в пороговому базисі і в просторі інформаційних векторів [2].

Порогове представлення двовимірних бінарних зображень. Довільне двовимірне бінарне зображення A' однозначно задається впорядкованою сукупністю р-фрагментів (H'_1, \dots, H'_t) , які допускають ефективне кодування (в сенсі стискання) інформаційними векторами V'_1, \dots, V'_t , відносно заданої системи точок розкладання a_1, \dots, a_t . Вводиться поняття індексу j_i р-фрагменту H'_i . Розроблений алгоритм G , який однозначно співставляє кожному р-фрагменту H'_i $(n+1)$ -вимірний ціличисельний вектор W_i . Вектор W_i називається вектором структури р-фрагменту зображення A' , що задане на рецепторному полі, яке складається із 2^n рецепторів. За вектором W_i алгоритм J однозначно буде $(n-j+1)$ -вимірний ціличисельний вектор V_i ($0 \leq j_i \leq n$), який називається інформаційним вектором р-фрагменту V_i . Представлення бінарного зображення A' в просторі інформаційних векторів задається послідовним виконанням наступних відображеній

$$A' \xrightarrow{F} (H'_1, \dots, H'_t) \xrightarrow{G} (W_1, \dots, W_t) \xrightarrow{J} (V_1, \dots, V_t),$$

яке обґрунтovується тим, що: кожний р-фрагмент H'_i зображення A' стисло кодується своїм інформаційним вектором V_i ; в просторі інформаційних векторів побудований функціонал μ^* , який дозволяє формалізувати поняття міри "подібності" р-фрагментів і побудувати ефективний алго-

ритм класифікації дискретних зображень; в просторі інформаційних векторів знайдені інваріянти відносно групових перетворень рецепторного поля, які породжені симетричною й абелевою групами.

В основі порогового представлення дискретних зображень покладено взаємно однозначне відображення φ , на основі якого кожному рецептору, що належить нормалізованому бінарному зображеню A' рецепторного поля $2^r * 2^s$, ставимо у відповідність n -вимірний ($n = r + s$) булівський вектор $a = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$. Через A позначимо множину всіх таких булівських векторів, які відповідають A' при відображені φ , тобто $A = \varphi(A')$. Визначимо дію $a = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ елемента σ симетричної групи S_n на A так:

$$aA = \{(\alpha_1 \oplus \beta_1, \dots, \alpha_n \oplus \beta_n) | (\beta_1, \dots, \beta_n) \in A\}, \quad A^\sigma = \{(\beta_{\sigma(1)}, \dots, \beta_{\sigma(n)}) | (\beta_1, \dots, \beta_n) \in A\},$$

де \oplus - додавання за мод 2.

Максимальна підмножина $H = p(aA)$ множини A , яка містить точку $a \in A$ і підлягає умові:

$$\|p(a^\sigma A^\sigma)\| = (L_j(0..0) \coprod_{n-j} (\coprod_{r=0}^{n-j} L_{j+r}^*(q_r)(0..0))),$$

називається р-підмножиною множини A відносно точки a з індексом j і параметром $\sigma_H = \sigma$, де $q_0 \geq q_1 \geq \dots \geq q_{n-j}$; L_j, L_{j+r}^* - відповідно матриця та передматриця толерантності, \coprod - операція над ними, $\|p(a^\sigma A^\sigma)\|$ - матриця, стрічками якої є елементи $p(a^\sigma A^\sigma)$. Якщо H - розкладна підмножина відносно $a \in A$, то $H' = \varphi^{-1}(H)$ називається р-фрагментом зображення A' відносно точки a . Для кожного A' можна вказати такі точки $a_1, \dots, a_t \in A$, що $A = \bigcup_{i=1}^t P_{a_i}^{\sigma_i}(a_i A), t \rightarrow \min$.

Точки a_1, \dots, a_t наземо точками розкладання зображення A' . Кожний р-фрагмент $\varphi^{-1}(P_{a_i}^{\sigma_i}(a_i A))$ зображення A' однозначно задається $(n+1)$ -вимірним ціличисельним вектором W_i .

Відображення $A' \xrightarrow{G} (W_1, \dots, W_t)$ наземо представленням зображення A' в пороговому базисі відносно точок розкладення a_1, \dots, a_t .

Теорема. Нормалізовані двовимірні бінарні зображення A'_1 і A'_2 ідентичні тоді і тільки тоді, коли існують такі точки $a_1, \dots, a_t \in A_1 \cap A_2$, для яких збігаються їх представлення в пороговому базисі.

Ця теорема покладена в основу розроблення алгоритмів розпізнавання двовимірних дискретних зображень, представлених в пороговому базисі. Подальші дослідження з питань представлення р-фрагментів $\varphi^{-1}(P_{a_i}^{\sigma_i}(a_i A))$ з індексом j_i показали, що р-фрагмент $\varphi^{-1}(P_{a_i}^{\sigma_i}(a_i A))$ однозначно може бути заданий $(n - j_i + 1)$ -вимірним інформаційним вектором V_i , який, на відміну від звичайного представлення р-фрагмента на рецепторному полі, забезпечує кодування фрагменту з коефіцієнтом стискання $\xi_i : \xi_i \geq \frac{2^n}{j_i \cdot (n - j_i + 1)}$.

Відображення $A' \xrightarrow{J} (V_1, \dots, V_t)$ називається представленням зображення A' в просторі інформаційних векторів стосовно точок розкладу a_1, \dots, a_t .

Інформаційні вектори р-фрагментів є математичними ознаками, і вони мають дві принципові особливості: є загальними за своєю природою, зручні при комп'ютерному обробленні.

Представлення зображення A' в просторі інформаційних векторів дозволяє відповісти на питання про можливість стискання початкового зображення A' (без втрати інформації, тобто зі збереженням однозначного відновлення A' за інформаційними векторами) в k разів. Така можливість існує, якщо число точок розкладання t задовільняє нерівність: $t \leq \frac{(n+1)^2}{(4 \cdot k)}$.

Доведення цього випадку буде використано в доказі теореми про те, що зображення мають мінімальну кількість елементарних структур "ідеалізованих" які відповідають згаданим вище властивостям.

Програмна реалізація розпізнавання зображень в пороговому базисі. З метою дослідження ефективності програмної реалізації процесу представлення бінарних зображень в пороговому базисі і подальшого їх розпізнавання, тобто побудови в просторі інформаційних векторів функціоналу міри “подібності” р-фрагмента досліджуваного зображення і р-фрагментів еталонних зображень, розроблена програма розпізнавання нормалізованих бінарних зображень.

Розпізнавання нормалізованого бінарного зображення здійснюється наступним чином :

- читання (завантаження) зображення з графічного файла формату BitMap (читаються зображення з файлу з розширенням BMP, який може бути створений в будь-якому графічному редакторі, що підтримує формат BitMap; зображення повинне бути нормалізованим, тобто розміщеним і відцентрованим у відповідній області - рецепторному полі, а також приведеним до заданого масштабу);

- формування р-фрагмента досліджуваного зображення (здійснюється перекодування зображення в таку систему координат: точкою “0” вибирається середина області, в якій знаходитьсь зображення (рецепторне поле) - від цієї точки вліво (для горизонтальних координат) і вгору (для вертикальних) рядки (стовпці) точок нумеруються лише парними числами 2,4,6,... , а точки вправо (вниз) - відповідно непарними 1,3,5,... ; послідовність координат рецепторів в такій системі координат після порівняння з рядом матриць толерантності дасть р-фрагмент зображення;

- обчислення вектора структури р-фрагмента зображення і кодування його інформаційним вектором;

- розрахунок функціоналу “подібності” р-фрагмента досліджуваного зображення і р-фрагментів еталонних зображень за відповідними інформаційними векторами;

- прийняття рішення щодо віднесення досліджуваного зображення до класу еталонного зображення за значеннями функціоналів “подібності” (дане зображення буде віднесене до певного класу еталонів, якщо чисельне значення функціоналу “подібності” буде для цього класу найбільшим; рішення не прийматиметься, коли найбільше значення міри “подібності” матимуть два та більше класи еталонів або воно не перевищуватиме деяке задане значення).

Еталонні зображення програма використовує з каталогу еталонів, в якому містяться файли з р-фрагментами цих еталонних зображень. Такий формат зберігання дає можливість економити зовнішню пам'ять і підвищити швидкодію при розпізнаванні.

В програмі реалізовано можливість розширення і доповнення множини еталонних зображень, а також передбачений перехід від розпізнавання бінарних до розпізнавання багатоградаційних зображень.

Висновки. Метод представлення бінарних зображень в пороговому базисі і просторі інформаційних векторів можна застосовувати також до двовимірних багатоградаційних зображень та до багатовимірних дискретних зображень. При цьому вирішується питання виділення ознак для цих зображень, які є визначальними при розпізнаванні образів. Адже вибір адекватної множини ознак, що враховує труднощі, які пов’язані з реалізацією процесів виділення, і забезпечує необхідну якість класифікації, являє собою одну з найбільш важких задач побудови розпізнавальних систем.

Література

1. А.с. 1725240 СССР, МКИ G 06 K9/62. Устройство для распознавания образов/ А.Е.Батюк, В.В.Грицик, Ф.Е.Гече, А.Ю.Луцик, Р.М.Паленичка. - Опубл. 07.04.92. Бюл.№13.
2. Getche F.E. and Batyuk A.E., Syntesis of Discrete Devices Image Representation in the Threshold Basis, Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 4, No. 3, 1994, pp. 248-259.



Створення еталонів класів та підкласів зображень на підставі моментних ознак
АНТОНІНА БУДА, ТЕТЯНА МАРТИНЮК, АНДРІЙ КОЖЕМ'ЯКО

Технічний університет

286021 Вінниця, Хмельницьке шосе 95
Тел.: (0432) 32-5718 Факс: (0432) 46-5772

Антонина Буда, Татьяна Мартынюк, Андрей Кожемяко. Создание эталонов классов и подклассов изображений на основе моментных признаков.

Предложен подход к распознаванию плоских изображений объектов с помощью процедуры сжатия изображения в совокупность точек “центра-образа”. Абсциссы этих точек определены уравновешиванием левой и правой частей изображения, ординаты - верхней и нижней частей изображения. Полученная система признаков позволяет формировать эталонные классы и подклассы симметричных изображений на этапе предварительной обработки изображений.

Із теорії розпізнавання образів відомі різноманітні способи опису зображень, в тому числі за допомогою статичних моментів $m_{\alpha\beta}$:

$$m_{\alpha\beta} = \iint_{\Omega} x^\alpha y^\beta f(x,y) dx dy \quad (\alpha, \beta = 0, 1, \dots),$$

Ω

де x, y - координати точок зображення; $f(x,y)$ - функція яскравості, яка однозначно задає зображення; Ω - зв'язна область зображення.

Оскільки обчислювальні засоби мають певні обмеження щодо пам'яти, то завдяки модифікації цих моментів отримана моментна характеристика "центр-образ", яка містить в собі інформацію про зображення в більш стисливому вигляді. Якщо використовувати цю характеристику як ознаку, то в залежності від геометричних особливостей [1] для пристрій попереднього оброблення зображень можна формувати еталони класів та підкласів зображень.

В технічному використанні досить розповсюджений спосіб центрування, в якому вирівнюють світлові енергії лівої та правої, верхньої та нижньої половин зображення поля зору. Початок координат в цій системі зору збігається з оптичним центром зображення $A_o(X_o, Y_o)$. Вирівнювання моментів $m_{\alpha\beta}$ зазначених частин зображення вздовж координатних осей X та Y інформаційного поля дає можливість отримати сукупність абсцис $\{x_{\alpha\beta}\}$ та ординат $\{y_{\alpha\beta}\}$, тобто координат "центр-образу" $\{A_{\alpha\beta}\}$.

В залежності від геометричних особливостей бінарних зображень зазначена сукупність точок "центр-образу" може піддаватися різним змінам, кожна з яких має певний смисл. Табл. 1 містить еталони класів, які отримані за допомогою моментних ознак.

Табл. 1

| № № пп | Геометричні особливості зображень | Моментна ознака | Еталони класів |
|--------|-----------------------------------|--|---|
| 1 | Центральна симетрія | $\{A_{\alpha\beta}\} \equiv A_o$ $\{A_{\alpha\beta}\} \subset X'$ $\{A_{\alpha\beta}\} \subset Y'$ | $\{A_{\alpha\beta}\} \equiv A_o$ |
| 2 | Осьова симетрія X' або Y' | | $\{A_{\alpha\beta}\} \subset X'$ або $\{A_{\alpha\beta}\} \subset Y'$ |
| 3 | Відсутність симетрії | | $\{A_{\alpha\beta}\} \neq A_o, \subset X', Y'$ |

Обмеження, що стосуються формування еталонів класів, різні. Для довільної орієнтації, у випадку центральної симетрії, зображення один із індексів α або β дорівнює 0. Значення індексів α, β для осьової симетрії несуттєві, але ознака еталона з віссю симетрії X' виділяється в тому разі, якщо ця вісь паралельна до осі X координатної осі зору. Якщо ж це зображення тепер повернути на кут $\psi=\pi/2$, то отримаємо еталон осьової симетрії відносно Y'. Обмежені щодо індексів α, β та кута повороту ψ для несиметричних зображень немає.

Для моментної ознаки $\{A_{\alpha\beta}\}$ табл. 2 містить еталони підкласів, які незалежні від значень α, β , але можуть бути виділені з врахуванням кута повороту ψ центрованого зображення.

Табл. 2

| № № пп | Клас зображення | Геометричні особливості | Значення ψ | Еталони підкласів |
|--------|---------------------|---|-----------------|---|
| 1 | Центральна симетрія | 1.1. Одна пара р ортогональних осей X та Y ($p = 1$). | $\psi = \pi/2p$ | $\{A_{\alpha\beta}\} \equiv A_o$ $\alpha=0,1, \dots ;$ $\beta=0,1, \dots .$ |
| | | 1.2. Парна кількість p осей X та Y ($p = 2k$). | | |
| | | 1.3. Непарна кількість p осей X та Y ($p = 2k + 1$). | | |
| | | 1.4. Безмежна кількість осей X та Y, ($p = \infty$). | | |
| 2 | Осьова симетрія | Одна (певна) вісь X або Y ($n = 1$). | $\psi = \pi/n$ | $\{A_{\alpha\beta}\} \subset X'$ або $\{A_{\alpha\beta}\} \subset Y'$ |
| | | Декілька осей симетрії X або Y ($n = 2k + 1$). | | |

Виділена система ознак ефективна для формування еталонів класів та підкласів зображень і використовується в пристроях розпізнавання симетричності зображень [2].

Література

1. Буда А.Г. Математическое моделирование геометрии образа на основе новой моментной характеристики "центр-образ". Винница, 1995. - 12 с. - Деп. В ГНТБ Украины 01.06.95, № 1333 - Ук 95.
2. Патент Україна № 3741, MKI G 06 K9/58, 9/52. Спосіб розпізнавання симетричності зображень об'єктів і пристрій його реалізації / Кожем'яко В.П. та інші // Бюл. 6-1-1994.



Method of Mean Risk Function in the Problems of Automatic Finding of Objects on Pictures

SERHIJ GERASIN

Технічний університет радіоелектроніки

310726 Харків, просп. Леніна 14
Tel.: (0572) 40-9372

Сергей Герасин. Метод функций среднего риска в задачах автоматического обнаружения объектов на изображениях.

В докладе предложен иерархический подход к решению задачи обнаружения объекта на фоне помех, базирующийся на использовании функции среднего риска. Для случая классических метрик (евклидовой, равномерной) получены аналитические выражения для функции среднего риска и указаны вычислительные процедуры нахождения минимума. Сопоставлена эффективность иерархического и обычного корреляционного методов.

The so-called correlation methods, based on the comparison of a collection of current images with a primary standard, have gained wide ground in automatic objects finding systems. One of the modifications of the given group of methods is a hierarchical approach [1], whose essence is as follows : at first a similarity of separate sections of the image and the primary standard is analyzed, then a final decision, based upon the chosen solving rule, is made. As a rule, the hierarchical approach guarantees a most high probability of finding, even under substantial distortions [2].

Let us consider the following problem. Let the image be the function $B(x,y)$, defined in discrete points of some domain. In its turn, this domain is broken up into disjoint fragments whose number is equal to S . The availability of the object on the image according to the assumption made, corresponds to the presence in each point (x,y) of the signal $Q(x,y)$, which is a uniformly distributed random variables. The value $Q(x,y)$ is independent of the values in other points of the domain. In each point there is an additive noise $U(x,y)$, which is considered a normally distributed independent random value with parameters a, σ^2 . The signal of the image takes the form $B(x,y)=Q(x,y)+U(x,y)$, if the objects is absent.

Introduce hypotheses H_0 about the presence of the object, H_1 - about its absence. The values of fines: if the hypothesis H_0 is accepted and H_1 is true, then α_0 if the H_1 is accepted and H_0 is true, then α_1 . Let's minimize the mean risk function [3]:

$$R = \alpha_0 P(H_0) P(H_0/H_1) + \alpha_1 P(H_1) P(H_1/H_0),$$

where $P(H_0/H_1)$ means the conditional probability of the fact that in case of the object is absent the hypothesis about its presence is accepted; $P(H_1/H_0)$ - the probability to accept the hypothesis about the presence of the object in case it is absent. The probabilities $P(H_0)=p$; $P(H_1)=1-p$ are considered to be known.

The algorithm of finding is made up of the following points.

1. Calculate s coefficients of similarity c_j , $j=1,s$ of the primary standard and the image by the metrics

$$c_j = \sum_{i=1}^{n^2} \text{mod}(B(x_i^j, y_i^j) - G(x_i^j, y_i^j)),$$

where i - points of fragments $i=1,n^2$, and $j=1,s$ - a number of the fragments.

2. Find the number of coefficients K out of the set $\{C_j\}$, for which $|C_j| < \delta_1$, where δ_1 - the given threshold.

3. Compare K with the threshold δ_2 and consider the object to be present, if $K > \delta_2$, and there is no object, if $K \leq \delta_2$.

Find the mean risk function R , assuming that the points of the primary standard $G(x_i^j, y_i^j)$ - independent uniformly distributed random variables on $(0,M)$.

If the hypothesis H_1 is true, then $c_j = \sum_{i=1}^{n^2} \text{mod}(U(x_i^j, y_i^j) - G(x_i^j, y_i^j))$.

Consider the random variables $\xi_i^j = U(x_i^j, y_i^j) - G(x_i^j, y_i^j)$, $\theta_i^j = |\xi_i^j|$ the density of distribution of the random variable ξ takes the form [4]

$$f_\xi(x) = \frac{1}{M} \left[\Phi\left(\frac{x+M-a}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{x-a}{\sigma}\right) \right],$$

and the density of distribution of the random variable Θ assumes the form

$$f_\Theta(x) = \frac{1}{M} \left[\Phi\left(\frac{x+M-a}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{x-a}{\sigma}\right) - \Phi\left(\frac{x-M+a}{\sigma}\right) + \Phi\left(\frac{x+a}{\sigma}\right) \right], x \geq 0, f_\Theta(x) = 0, x < 0.$$

As the random variables Q_i^j are independent, the density of their mutual distribution $f(x_1, \dots, x_n)$ (it is independent of i and j) takes on the form

$$f(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^{n^2} f_\Theta(x_i).$$

Hence $p_1 = P(|C_j| < \delta_1) = \int_{\Omega} f(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n$, where the real integration is carried out in the domain $\Omega = \left\{ (x_1, \dots, x_{n^2}) : \sum_{i=1}^{n^2} x_i < \delta_1 \right\}$.

Similarly one may get the probability p_0 . Then R may be written in the form

$$R = p\alpha_0 \sum_{k=\delta_1+1}^s C_s^k p_1^k q_1^{s-k} + (1-p)\alpha_1 \sum_{k=1}^{\delta_1} C_s^k p_0^k q_0^{s-k}, \quad q_1 = 1 - p_1, q_0 = 1 - p_0.$$

It is evident the maximum of the function R by the values p_1, p_2 can not be found analytically in the general case. So, numerical methods of optimization are natural to be used. As the calculations show, at the fixed p_1 , and p_2 , the hierarchical method has a more value of correct non-finding probability and a less value of false alarm one compared to the conventional correlation approach.

The offered method allows to find the risk function R for other known similarity measures, for instance, for square metrics, as well as for different distributions of noise U .

Conclusions. The results obtained can be summarized in the following way. The hierarchical correlation algorithms have a high degree of interference immunity to local noises. In case of fluctuation noises their effect is lower than that of the known algorithms

References

- Гороховатский В.А., Шляхов В.В. Оптимизация иерархических корреляционных алгоритмов анализа изображений // Изв. вузов Радиоэлектроника, № 1, т. 31, 1988. - С. 28-33.
- Ковалевский В.А. Локальные и глобальные решения в распознавании изображений // ТИИЭР. - 1979. - № 5. - С. 50-58.
- Уилкс С. Математическая статистика. М.: Наука, 1967. - 632 с.
- Герасин С.Н., Дикарев В.А., Мельников А.Ф. Лекции по теории вероятностей. Часть 1. К.: ИСИО, 1995. - 116 с.

Ймовірносне моделювання просторово однорідних текстур за допомогою гібсівських випадкових полів із множинними парними взаємодіями

ГЕОРГІЙ ГІМЕЛЬФАРБ

Інститут кібернетики НАН

252022 Київ, просп. Академіка Глушкова 40

Тел.: (044) 266-3008 Факс: (044) 266-1570

Електронна пошта: gimel@image.kiev.ua

Georgij Gimel'farb. Probabilistic Modeling of Spatially Homogeneous Textures Using Gibbs Random Fields with Multiple Pairwise Interactions.

Novel Markov and non-Markov random fields with Gibbs probability distributions are proposed for modeling homogeneous grayscale image textures under admissible gray range transformations. The models take into

account only multiple pairwise interactions between the gray levels in the pixels. An interaction structure and strengths are learnt from a given training sample using maximum likelihood estimates of the Gibbs potentials. Analytical initial approximation of the potentials is exploited to choose the characteristic interaction structure. The potentials for the chosen interactions are then refined by stochastic approximation techniques. Both Markov and non-Markov models possess the similar learning schemes and result in a similar computational complexity of generating image samples by stochastic relaxation. Experiments in modeling natural textures show a feasibility of the models.

Ймовірнісне моделювання тонових текстурних зображень. Марківські випадкові поля з гібсівськими розподілами ймовірностей широко використовуються у моделюванні текстурних зображень завдяки можливостям породжувати зразки зображень за допомогою стохастичної релаксації та оцінювати параметри моделей за навчальними зразками [1, 2]. У загальній формі гібсівські моделі були вперше застосовані у статистичній фізиці для опису великих систем фізичних часток з урахуванням геометричної структури та кількісної сили їх локальних взаємодій. У моделях зображень взаємодії не мають фізичного змісту та відображають частоті комбінацій сигналів. Тому традиційні автобіноміяльні та автонормальні марківські моделі, запозичені з фізики, не відбивають у повній мірі характерні особливості текстурних зображень, а саме, довільну структуру та сили взаємодій сигналів, що залежать від загального рисунку текстури, та незалежність типів текстури від різних фотометричних перетворень зображень. Ці перетворення найчастіше ведуть до немарківських моделей зображень, у яких умовні розподіли сигналів кожного елемента растроу залежать від усіх сигналів зображення.

Надалі ми розглянемо нові гібсівські моделі просторово однорідних текстур, що беруть до уваги тільки множинні парні взаємодії сигналів. Моделі дозволяють оцінити як структуру, так і силу взаємодій за навчальними зразками текстури [3, 4].

Основні позначення та припущення. Позначимо як $\mathbf{g} = (g(i): i \in \mathbf{R}; g(i) = q \in \mathbf{Q})$ тонове зображення, яке подане на скінченному растрі $\mathbf{R} = (i = (m, n): m = 0, \dots, M - 1; n = 0, \dots, N - 1)$ та має скінченну множину значень сигналів $\mathbf{Q} = \{0, \dots, q_{\max}\}$.

Будемо моделювати просторово однорідні текстири, виходячи із таких природних припущень: (1) ймовірності характеристики сигналів у елементах растроу не залежать від абсолютнох координат елементів у растрі; (2) візуальний вигляд текстири залежить, головним чином, від парних взаємодій сигналів, а саме, від частоти, з якою зустрічаються конкретні значення сигналів у всіх парах елементів, що мають однакове відносне розташування у растрі; (3) візуальний вигляд текстири не залежить від довільних змін середнього значення сигналів у зображені або, у більш загальному випадку, (4) не залежить від лінійного перетворення розмаху сигналів.

Марківська гібсівська модель з множинними парними взаємодіями. Припущення (1), (2) і (3) приводять до ймовірності моделі марківського поля з гібсівським розподілом ймовірностей:

$$\Pr(\mathbf{g}|\mathbf{V}) = \frac{1}{Z_V} \exp\left(\sum_{a \in \mathbf{A}} \sum_{(i,j) \in K_a} V_a(g(i) - g(j))\right), \quad (1)$$

де $K_a = \{(i, j): i - j = \text{const}_a; i, j \in \mathbf{R}\}$ позначає сім'ю взаємодіючих елементів растроу, що містить усі пари з фіксованим зміщенням між елементами, \mathbf{A} є множиною індексів таких сімей, $\mathbf{V} = \{V_a(d): a \in \mathbf{A}; d \in \mathbf{D}\}$ позначає сукупність гібсівських потенціалів для всіх сімей та $\mathbf{D} = \{-q_{\max}, \dots, 0, \dots, q_{\max}\}$ є множина значень різниць сигналів. Потенціали залежать від різниць сигналів у відповідних парах елементів растроу $d = g(i) - g(j)$.

Розподіл (1) однозначно задається центрованими потенціалами $\sum_{d \in \mathbf{D}} V_a(d) = 0$, а гістограми

$$\mathbf{H} = \{H_a(d|\mathbf{g}): a \in \mathbf{A}; d \in \mathbf{D}\} \text{ різниць сигналів для всіх сімей, де } H_a(d|\mathbf{g}) = \sum_{(i,j) \in K_a} \delta(d - (g(i) - g(j))),$$

є його достатніми статистиками [3]. Тут $\delta(\dots)$ є функцією Кронекера. Можна показати [3], що приблизні початкові оцінки потенціалів мають такий вигляд:

$$V_a(d) = \lambda_{[0]} \cdot (H_a(d|\mathbf{g}) - H_{\text{inf}}(d)), \quad (2)$$

де $H_{\text{inf}}(d)$ є гістограмою парних різниць для незалежного випадкового поля, для якого всі потенціали мають нульові значення, а множник $\lambda_{[0]}$ обчислюється за формулою, що містить ці ж гістограми для усіх сімей.

Оцінки (2) дозволяють знайти найхарактерніші взаємодії сигналів, порівнюючи з порогом їх відносні гібсівські енергії $S_a(\mathbf{g}) = \sum_{d \in \mathbf{D}} H_a(d|\mathbf{g})(H_a(d|\mathbf{g}) - H_{\text{inf}}(d))$. Максимально правдоподібні

оцінки потенціялів для сімей, що складають знайдену структуру взаємодій, отримують шляхом уточнення початкових оцінок (2) за допомогою стохастичної апроксимації [3].

Немарківська гібсівська модель з множинними парними взаємодіями. Більш загальні припущення (1), (2) і (4) приводять до ймовірносної моделі немарківського поля з гібсівським розподілом ймовірностей:

$$\Pr(\mathbf{g}|\mathbf{V}) = \frac{1}{Z_{\mathbf{V}}} \exp \left(\sum_{i \in \mathbf{R}} V(g^{\text{rf}}(i)) + \sum_{a \in \mathbf{A}} \sum_{(i,j) \in K_a} V_a(g^{\text{rf}}(i) - g^{\text{rf}}(j)) \right), \quad (3)$$

де індексом "rf" позначено нормування розмаху $r(\mathbf{g}) = [q_{\text{low}}(\mathbf{g}), q_{\text{upp}}(\mathbf{g})]$ сигналів вихідного зображення \mathbf{g} , тобто його приведення до стандартизованого розмаху $r(\mathbf{g}^{\text{rf}}) = [0, q_{\text{max}}]$. Тут $q_{\text{low}}(\mathbf{g}) = \min_{i \in \mathbf{R}} \{g(i)\}$ й $q_{\text{upp}}(\mathbf{g}) = \max_{i \in \mathbf{R}} \{g(i)\}$ є, відповідно, мінімальним та максимальним значеннями сигналів зображення.

Структура та сила взаємодій сигналів оцінюються для цієї моделі майже так само, як і для моделі (1), з очевидними змінами (у першу чергу, з використанням гістограм сигналів та різниць сигналів для нормалізованого зображення \mathbf{g}^{rf} , які є достатніми статистиками розподілу (3)). Крім того, дещо змінюється поелементна стохастична релаксація, за допомогою якої породжують зразки текстурних зображень [4]. Проте обчислювальна складність процесу релаксації зберігає той же порядок $O(|\mathbf{R}|)$, що і для марківської моделі (час породження однічного зразка може збільшитись, у крайньому випадку, у 3 рази, але звичайно він збільшується лише на 20-25 %).

Висновки. Експерименти з генерації штучних і природних тонових текстурних зображень дозволяють дійти висновку, що запропоновані моделі (1) і (3) з множинними парними взаємодіями сигналів, які побудовані, виходячи із властивостей самих зображень, значно більш ефективні, ніж автомоделі, передні які безпосередньо зі статистичної фізики. Виведені початкові аналітичні оцінки потенціялів (2) значно спрощують, порівняно із традиційними моделями, вибір характерної структури взаємодій для кожного заданого типу текстур. Максимально правдоподібні оцінки потенціялів для знайденої структури знаходять стохастичною апроксимацією, що ґрунтується на породженні зразків зображень шляхом стохастичної релаксації. Немарківська модель (3), що бере до уваги лінійні перетворення розмаху сигналів на зображені, майже збігається із марківською моделлю (1) щодо оцінювання параметрів і практично дуже мало підвищує обчислювальну складність релаксації. Це сприяє використанню таких моделей у сучасному цифровому обробленні зображень.

Література

1. S. Geman, D. Geman. Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images // *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* - 1984. - Vol. 6, No. 6, pp. 721-741.
2. *Markov Random Fields: Theory and Applications* / R. Chellappa, A. Jain, Eds. / Boston: Academic Press, 1993.
3. G. L. Gimel'farb. Texture Modelling by Multiple Pairwise Pixel Interactions // *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* (у друку).
4. G. L. Gimel'farb. Non-Markov Gibbs Texture Model with Multiple Pairwise Pixel Interactions // *Proc. 13th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Vienna, Austria, August 25-29, 1996. IEEE Computer Society Press: Los Alamitos, 1996. - Vol. II, pp. 591-595.



Method of Biosignals Space-Connected Processing

VOLODYMYR KOZHEMJKO, LEONID TYMCHENKO, SERHIJ CEPORNIUK,
JURIJ KYTAJEV, SERHIJ PAVLOV, OLEKSANDR HERTSIJ, VALENTYNA KUCHKO,
ANATOLIJ POPLAVSKYJ

Technical University,
Medical College

286021 Vinnytsia, Khmel'nyts'ke Shose 95
Phone: (0432) 32-5718 Fax: (0432) 46-5772

Volodymyr Kozhemjako, Leonid Tymchenko, Serhij Cheporniuk, Jurij Kytajev, Serhij Pavlov, Oleksandr Hertsij, Valentyna Kuchko, Anatolij Poplavskyj. Method of Biosignals Space-Connected Processing.

We present a novel specified method and its application to pattern analysis. This is a multistage architecture which investigates partial connectivity between structural image components. The proposed method and model is based on unify approach of biosignal treatment, which may be used in heatgraph, ultrasonic, topographic diagnosis.

Analysis shows that characteristics of the present digital systems for object's detection and recognition including correlational-extremal co-ordinates meters does not comply with the special requirements. These requirements include maximum simplicity for the maximum speed of response keeping high precision of calculations, high noise immunity, relative characteristics stability of the object of tracking and hum and adaptation to the apriori unknown hum.

With the purpose of reduction of sensitivity to distortions and noise during image formation the article presents method of representation of images with the generalised space W-connectivity spectrum and proposes noise immunity algorithms of images comparison on its basis.

The conventional grey-scale image representation usually contains information about a two-dimensional light intensity function. Before performing any structural image analysis, such representation must be changed in order to highlight spatial regularities. One way of doing that is to provide a higher-level image description. However, complex components in such a description are very difficult to analyse using parallel techniques. Another approach of highlighting the spatial image regularities is to assign each pixel some structural value. Then this new image is segmented for parallel processing and each channel investigates some basic relationships between the structural components.

The criterion of spatial connectivity is a very informative visual attribute and one of the most fundamental grouping principles. It explains a powerful tendency of the human visual system to perceive any uniform connected area as a single unit [1]. The spatial pixel connectivity (Fig. 1) has been chosen to represent local image structure. Then, the 8-connectivity value of each pixel varies from 0 to 8 in the case of binary images. In the case of grey-scale image it varies from 0 to $8+9+9=26$ (3D dimensions).

The essence of image decomposition to a generalised W-connectivity spectrum consist in division it in regions based on *dihotomia* principle (Fig. 2) [2], calculation of each pixel connectivity sums on all connectivity directions (partial W-connectivity sum) within the limits of each region and assign of each partial W-connectivity sums to geometry centres of corresponding region. W-connectivity spectrum of the image (fragment) with the dimensions $m_x m_y m_z$ define as:

$$W_{\Sigma x,y,z} = \sum_{\gamma=1}^{26} \sum_{i,j}^{m_x m_y} a_{i,j,\gamma}^{\gamma}, \text{ where } a_{i,j,\gamma}^{\gamma} - \text{is the image element (fragment) with co-ordinates } i,j,\gamma \text{ and connectivity } \gamma.$$

In the case of multigradational image with $m_x m_y m_z$ dimensions and the same quantity of ones pixels W-connectivity spectrum $W_{\Sigma l x,y,z}$ of this image define as:

$$W_{\Sigma l x,y,z} = 4 \cdot 11 \cdot (m_z - 2) + 4 \cdot 2 \cdot 7 + 2 \cdot 17 \cdot [(m_x + m_y) - 4] \cdot (m_z - 2) + 2 \cdot 11 \cdot [(m_x + m_y) - 4] + 26 \cdot (m_x - 2) \cdot (m_y - 2) \cdot (m_z - 2) + 2 \cdot 17 \cdot (m_x - 2) \cdot (m_y - 2)$$

where $m_x, m_y, m_z \geq 2$.

W-connectivity spectrum of any grey-scale image is $0 \leq W_{\Sigma l x,y,z} \leq W_{\Sigma x,y,z}$.

If $m_x = m_y = m_z = 1$, $W_{\Sigma l x,y,z} = 0$.

Define space W-transforming image $f(x, y, z) = \{f_{i,j,l}\}$ by connectivity as

$$f(x, y, z) = \{f_{i,j,l}\} \xrightarrow{w} W_{f_n}(x, y, z) = \{w(r, v, p)_k\}, \quad \text{where } i = 0..(m_x - 1), j = 0..(m_y - 1), l = 0..(m_z - 1), r = 1..m_y, v = 1..m_x, p = 1..m_z.$$

If $p = 1$ then $k = 0..(rv - 1)$, if $p = 2$ then $k = 0..(2rv - 1)$, ..., if $p = n$ then $k = 0..(nrv - 1)$.

Multigradational images comparison algorithm consist on following:

- Assign comparison error threshold δ (divisible by power 2).
- Define the maximal order (rvp-level) with $p=1, k=0..(rv-1); p=2, k=0..(2rv-1); \dots; p=n, k=0..(nrv-1)$ of

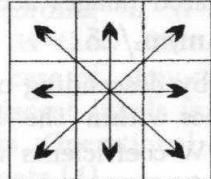


Fig. 1. Spatial 8-connectivity of a pixel (in the case of binary image).

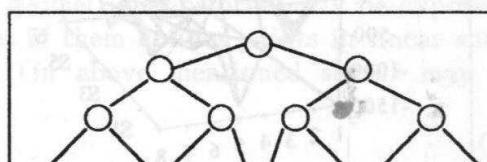


Fig. 2. Dihotomia principle used for image division.

the compared images according to their W - coefficients of W-spectrum space connectivity, $r_{vp} \leq m_x m_y m_z / 28$.

- Sort out by descending order of current image W - coefficients according to their rvp-levels and their values within the limits of current rvp-level.
- Subtract W-coefficients $w(r,v,p)_k$ of current image from W-coefficients of standard image, which can be defined in the same way, and form the differences $\Delta f_g(r,v,p)_k$. Within the limits of each order by the fixed values r,v,p define the summary differences $F_g(r,v,p) = \sum^k \Delta f_g(r,v,p)_k$ and compare them with the threshold δ . The compared standard and current images are equal if all summary differences are smaller than δ . If at least one summary difference $F_g(r,v,p)$ is not smaller than δ , they are not.

According to proposed method the program model has been created and tested with using images of eye-pupil fragment (Fig. 3) turned on variety of angles.

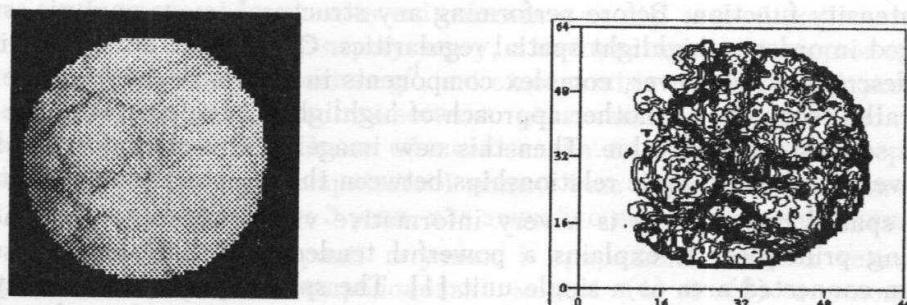


Fig. 3. Initial image (eye-pupil fragment) and its contour plot

$W\{r,v,p\}$ resulting matrixes have been created on the different processing stages. Some of them are shown on Fig. 3, 4, 5. Fig. 6 presents results of standard and turned images comparing.

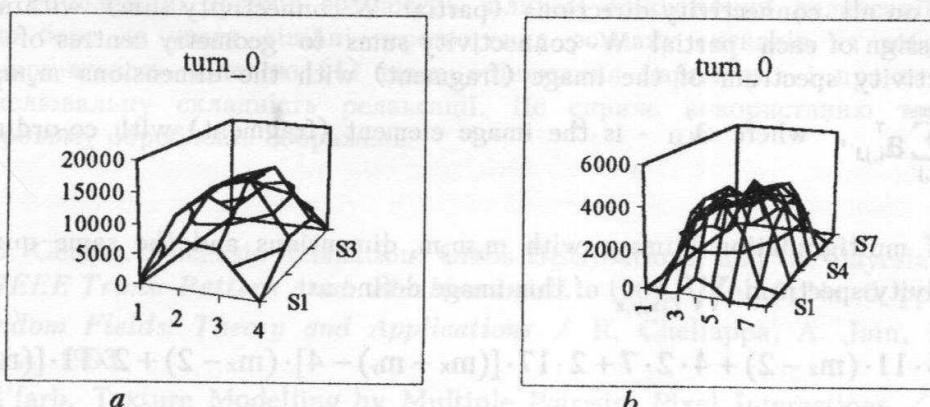


Fig. 4. Examples of W-connectivity spectrum of initial image (eye-pupil fragment):
a - $w\{4,4,1\}$; b - $W\{8,8,1\}$.

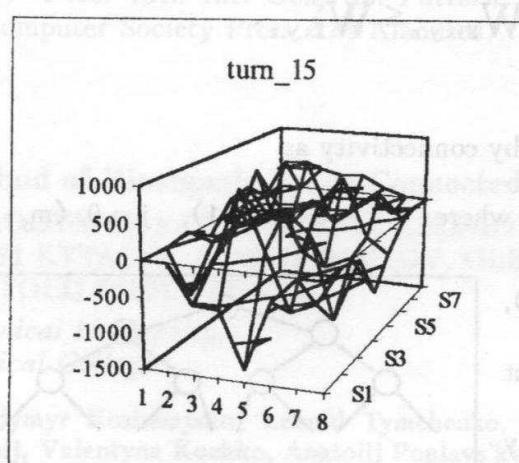


Fig. 5. Example of differences $f_g(r,v,p)_k$ matrix for $W\{8,8,1\}$ -spectrum of turned image.

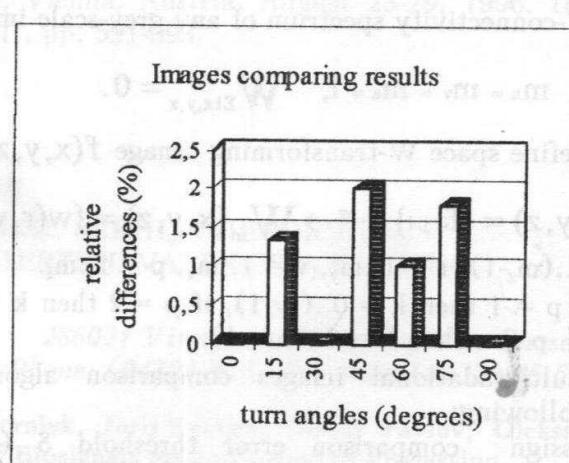


Fig. 6. Images comparing results ($\delta = 1024$).

The main distinction of the presented method of images comparison according to W-connectivity spectrum from images comparison according to their Q-spectrum [3] is that here images are compared not only according to areas of single or multigradational (in case of grey-scale images) pixels, but also the relative disposition in space-temporal region of adjacent pixels is taken into consideration, what increases signal-to-noise ratio of comparing algorithm. Operational sets used in this model fully correspond to time-to-logic optoelectronic computing elements [4].

References

1. Rock and S. Palmer, "The Legacy of Gestalt Psychology," *Scientific American*, Vol. 263, No. 6, Dec. 1990, pp. 48-61.
2. C.G.D.M.Verhaged, R.P.W.Duin, F.C.A.Groen et al. *Progress report on pattern recognition*. 1980.
3. Kytaev, Y.F. *System Correlational-Extremal Co-ordinates Measuring with Generalised Q-Transforming of Images*. Ph.D. Thesis. Moscow, 1989 (in Russian).
4. Svechnikov, S. V., Kozhemiako, V. P., and Timchenko, L. I. Logiko-Vremennoye Kvaziimpulsno-Potentsialnye Optoelektronnye Elementy i Ustrojstva. Naukova Dumka, 00.



Informative Features of Multiplied Plane Images for Their Invariant Recognition

VOLODYMYR KORCHYNS'KYJ

State University

320625 Dnipropetrov'sk, Gagarin Ave. 72

Tel.: (056) 243-3630 Fax: (056) 246-5523

E-mail: korchins@rff.dsu.dp.ua

Володимир Корчинський. Інформаційні ознаки плоских мультиплікованих зображень в задачах їх інваріантного розпізнавання.

Запропонована система інформаційних ознак плоских зображень, які утворені сукупністю геометричних перетворень фіксованого утворюючого зображення. Побудована геометрична модель морфологічного аналізу таких зображень, яка покладена в основу відповідних алгоритмів.

This paper is devoted to the problem of informative features' construction for the morphological analysis of images built up by conjugation of geometric transformations of fixed primary image:

$$Q = \bigcup_{i=1}^M Q_i ; \quad Q_i = T(\mathbf{a}_i) Q_0, \quad (1)$$

where $T(\mathbf{a}_i)$ denotes the transform operator (belongs to point Lie group G on plane); \mathbf{a}_i stands for essential group parameters; Q_0 is the primary image. The images of such structure appear in many applications and are concerned with some type of fractal images [1]. From the standpoint of fractal theory such multiplied images with different M may be considered as the realizations of some image with $M \rightarrow \infty$. Therefore under the morphological analysis they must be treated as the images of the same form [2]. Fractal images have the fractional dimensions greater than corresponding topological ones. Thus the informative features based on the standard topological characteristics are failed to recognize the spatial forms of such images.

Let us represent the primary image by the set of semiinvariants [3]

$$s_{nm} = \frac{1}{i^{n+m}} \frac{\partial^{n+m}}{\partial u_1^n \partial u_2^m} [\ln F(u)] \text{ under } u=0, \quad (2)$$

where $i=\sqrt{-1}$; $F(u)$ is Fourier-Stieltjes transform of interval function for this image; n, m - the whole nonnegative numbers and $n+m=N$ (N is the fixed number).

The informative features of primary image invariant to its geometric transforms may be expressed as the functions of dimensionless values $s_{nm} \exp[-s_{\infty}N/2]$. The set of them defines points in linear space R^{N+1} . Informative features invariant to geometric transforms (in above mentioned sense) may be represented in form

$$F_N = G_{ij}(\mathbf{Z}) Z^i Z^j, \quad (3)$$

where $\mathbf{Z}=(Z_1, Z_2, \dots, Z_{N+1})$ is the contravariant vector in R^{N+1} ; under repeated indexes the summation is supposed; $G_{ij}(\mathbf{Z})$ denotes the covariant metric tensor.

From the standpoint of differential geometry the informative features (3) defines the invariant surfaces in R^{N+1} : primary image and all its transformations correspond to the points of these surfaces.

Tensor $G_{ij}(\mathbf{Z})$ satisfies the Killing equations [4]. In the considered case these equations may be written in form

$$\frac{\partial G_{ij}}{\partial Z^k} \rho^k Z^i Z^j Z^l + G_{ij}(\mathbf{Z}) \rho^l Z^i Z^j + G_{ij}(\mathbf{Z}) \rho^i Z^j Z^l = 0, \quad (4)$$

where ρ^i denotes the parameters of geometric transforms of primary image.

The recursive algorithm for the evaluation of $G_{ij}(\mathbf{Z})$ in cases then analysing image is built up by affine transforms has been worked up.

It may be shown that informative features of multiplied images (in sense of definition (1)) may be written as follows $J_N = f_N(M) F_N$, where M denotes the order of multiplication (subfractal images), $f_N(M)$ is the decreasing function of M . Note that M may be expressed in terms of scale factor δ and the Hausdorff dimension D of the fractal image [2]: $M = \delta^{-D}$.

Last expression and (4) provide the possibility to carry out main kinds of morphological analysis of fractal images: identification of spatial forms, obtaining different fractal dimensions and scale factors.

The suggested approach is proved by results of morphological analysis of some fotogrammerical images and phase trajectories of some nonlinear dynamic systems.

References

1. Mandelbrot B.B. Fractals, Chance and Dimension. - San-Francisco: Freeman, 1977.
2. Halsey C., Jensen C.C., Kadanoff L.P., Procaccia I., Shraimen B.I. Fractal Measures and Their Singularities: the Characterization of Strange Sets. //Physical Review. A., 1986, Vol. 32, No 2, pp.1141-1151.
3. Корчинский В.М. Инвариантное распознавание геометрических форм плоских фрактальных изображений // Прикладная геометрия и инженерная графика, 1996, Вып.59. - С. 62-65.
4. Kobajashi S. Transformational Groups in Differential Geometry. - B.-Hdb.-N.Y.: Springer, 1972.



Метод паралельно-кореляційного оброблення зображень

В'ЯЧЕСЛАВ ЛЯШЕНКО, ВОЛОДИМИР МАШТАЛІР

Технічний університет радіоелектроніки

310726 Харків, просп. Леніна 14
Tel.: (0572) 40-9385 Fax: (0572) 40-9113

Vjacheslav Liashenko, Volodymyr Mashtalir. A Technique of Parallel Correlation Image Processing.

All manners of video information perturbations complicate signals analysis and image understanding as a whole. In the first place, it should be indicated geometric distortions, blurring and noise. There exists considerable amount of approaches to image processing in presence of such deformations. However, correlation algorithms are most widespread used since they are simple from hardware and software realization point of view. Moreover, these algorithms have potentially highest noisesafety. But large combinatorial complexity of correlation methods require computing time reducing. A parallel-subframe technique is presented when several image subframe are processed simultaneously. Results being able for object detection and coordinate search are proposed.

Не знижуючи узагальненості розгляду, проаналізуємо питання знаходження об'єктів при обробленні рядків або стовпців зображення. Нехай об'єкт є відрізком, заданим своїми яскравостями у n точках; усе поле, де буде проводитись процедура знаходження - відрізок, заданий яскравостями в m точках, при цьому $m = kn$.

Припустимо, що об'єкт - це невипадковий набір чисел D_1, \dots, D_n ; поле зору - це яскравості B_1, \dots, B_m , які складаються з двох додатків D_i та u_i , де u_i - адитивна завада у кожній точці поля зору. Набори випадкових значень u_i будемо вважати незалежними з заданими законами розподілу у вигляді щільності $f_i(x)$, $i=1, \dots, m$.

Наша задача буде полягати у побудові порогу, який би мінімізував функцію середнього ризику R при наступній процедурі знаходження:

1. Вишукуємо c_1, c_2, \dots, c_{k-1} кореляцій, де c_1 відповідає відрізку $[0, 2n]$, c_2 - відповідає відрізку $[n, 3n]$ і так далі, $c_{k-1} - [(k-2)n, kn]$. Кореляції c_i обчислюються за формулами:

$$c_i = \sum_{j=1}^n D_j (B_{n(i-1)+j} + B_{ni+j}), \quad i=1, \dots, k-1.$$

2. Кожна з кореляцій порівнюється з деяким порогом δ , і якщо одна з них перевищує δ , то приймається гіпотеза H_1 – об'єкт ϵ , у протилежному випадку H_2 – об'єкту нема.

Функція середнього ризику має вигляд: $R = z_1 q p(H_1/H_2) + z_2 p p(H_2/H_1)$, де z_1 та z_2 – розміри штрафу у випадку помилок першого або другого роду; z_2 – штраф, коли прийнята гіпотеза H_1 , але вірна H_2 ; z_2 – штраф, коли прийнята гіпотеза H_2 , але вірна H_1 ; p – імовірність наявності об'єкту у полі зору; $q = 1 - p$ – імовірність його відсутності. Умовні ймовірності $p(H_1/H_2)$ та $p(H_2/H_1)$ знаходяться за формулами:

$$p(H_1/H_2) = 1 - p(c_1 \leq \delta; \dots; c_{k-1} \leq \delta / H_2), \quad p(H_2/H_1) = p(c_1 < \delta; \dots; c_{k-1} < \delta / H_1).$$

Для знаходження умовних імовірностей у розглянутій постановці сформульовані та доведені такі положення:

Лема 1. Якщо є набір незалежних випадкових величин $\{\gamma_g\}_{g=1}^h$ із відомими щільностями $f_{\gamma_g}(x)$, то їх лінійна комбінація з позитивними коефіцієнтами $\Xi = \lambda_1 \gamma_1 + \dots + \lambda_h \gamma_h$, $\lambda_g > 0$ має щільність розподілу

$$f_{\Xi}(x) = 1 / (\lambda_1 \dots \lambda_h) \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f_{\gamma_1}(\tau_1 / \lambda_1) f_{\gamma_2}((x - \tau_{g-1}) / \lambda_2) \prod_{g=1}^{h-2} f_{\gamma_g}((\tau_g - \tau_{g-1}) / \lambda_g) d\tau_1 \dots d\tau_h.$$

Лема 2. Сумісний розподіл кореляцій $\{c_i\}_{i=1}^k$ має вигляд

$$f_{c_1, \dots, c_{k-1}}(c_1, \dots, c_{k-1}) = \int f_{\xi_1}(\tau) f_{\xi_2}(x - \tau) \dots f_{\xi_k}(x_{k-1} - x_{k-2} + x_{k-3} - \dots - (-1)^k \tau) d\tau.$$

Ми розглянули лінійний варіант задачі виявлення об'єкту в полі зору. Використання описаного алгоритму, коли поле зору та об'єкт задані на площині, полягає у послідовному обробленні рядків та стовпців, тобто у зведенні двовимірного випадку до одновимірного. Спочатку послідовно або паралельно шукаємо перший рядок об'єкту, потім другий і так далі. Такий підхід дозволяє виявляти об'єкти, які мають будь-яку форму.

Леми 1 і 2 дозволяють знайти функцію середнього ризику, мінімізація якої (чисельними методами) забезпечує пошук потрібного порогу δ :

$$R(\delta) = z_1 q \left[1 - \int_{-\infty}^{\delta} \dots \int_{-\infty}^{\delta} f_{\xi_1}(\tau) f_{\xi_2}(x - \tau) \dots f_{\xi_k}(x_{k-1} - x_{k-2} + x_{k-3} - \dots - (-1)^k \tau) dx_1 \dots dx_{k-1} d\tau \right] + z_2 p \left[\sum_{r=0}^{k-2} \sum_{s=0}^{n-1} p_{rs} \times \right.$$

$$\left. \times \int_{-\infty}^{\delta} \dots \int_{-\infty}^{\delta} f_{c_1, \dots, c_{k-1}}^{rs}(x_1, \dots, x_{k-1}) dx_1 \dots dx_{k-1} + p_{k-2, n} \int_{-\infty}^{\delta} \dots \int_{-\infty}^{\delta} f_{c_1, \dots, c_{k-1}}^{k-2, n}(x_1, \dots, x_{k-1}) dx_1 \dots dx_{k-1} \right],$$

де p_{rs} ($r=0, \dots, k-2$; $s=0, \dots, n-1$) – імовірності гіпотез H_{rs} , $f_{c_1, \dots, c_{k-1}}^{rs}(x_1, \dots, x_{k-1})$ – функції щільностей розподілів кореляцій при виконанні гіпотез H_{rs} , а вплив адитивної завади знаходиться за формулою:

$$f_{x_j}(x) = 1 / (D_1 D_2 \times \dots \times D_n) \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f_{u_{n(i+1)+j}}(\tau_1 / D_1) \prod_{j=2}^{n-1} f_{u_{n(i+1)+j}}((\tau_j - \tau_{j-1}) / D_j) d\tau_1 \dots d\tau_{n-1}.$$

Отримані результати можуть бути використані і для знаходження координат об'єкту (у випадку прийняття рішення про його присутність). Вибір значень r , s , які характеризують положення об'єкту в полі зору, здійснюється шляхом пошуку максимума функції:

$$K_{rs} = \gamma_{rs} f_{c_1, \dots, c_{k-1}}^{rs}(c_1^*, \dots, c_{k-1}^*),$$

де c_1^*, \dots, c_{k-1}^* – реалізація кореляцій, одна з яких перевищує δ ; $\gamma_{rs} = p(H_{rs}/H_1)$ – розподіл імовірності розміщення об'єкту.

На закінчення підкреслимо, що запропонований метод допускає досить просте (у концептуальному аспекті) узагальнення на плоскі та багатовимірні випадки.

Relief Determination of Correlation Function in Image Processing

TETIANA MARTYNIUK, ANDRIJ KOZHEMIAKO, MAKSYM KHOMCHUK

Technical University

286021 Vinnytsia, Khmel'nyts'ke shose 95
Phone: (0432) 32-5718 Fax: (0432) 46-5772

Татьяна Мартынюк, Андрей Кожемяко, Максим Хомчук. Определение рельефа корреляционной функции при обработке изображений.

В работе приведены варианты реализации цифровых корреляторов на матричных структурах, которые выполняют корреляционную обработку двумерных изображений в реальном времени. Корреляторы предназначены для определения координат центра эталонного изображения на поле текущего изображения.

The image processing in real time scale claims powerful parallel computing means. For two-dimension correlation processing the most suitable are array processors, as they by a natural image correspond to nature two-dimension of the images. At realization of matrix correlator the main difficulty consists of presence sum elements of mutual correlation function (MCF) matrix $\|d\|$ of the current image (CI) F and reference image (RI) G by the formula

$$d_{kl} = \sum_{i=-M_1}^{M_1} \sum_{j=-N_1}^{N_1} f_{ij} \cdot g_{i-k, j-l} = \sum_{i=-M_2}^{M_2} \sum_{j=-N_2}^{N_2} g_{ij} \cdot f_{i-k, j-l}, \quad (1)$$

Where f_{ij} , g_{kl} are elements CI and RI accordingly, $i=-M_1, M_1$, $j=-N_1, N_1$, $k=-M_2, M_2$, $l=-N_2, N_2$, and $M_1 \gg M_2$, $N_1 \gg N_2$.

The elements of CI and RI are submitted in digital form in ind non-negative numbers in range (0,1). Thus, CI and RI fields are rectangular matrixes $\|f\|$ and $\|g\|$ with appropriate sizes $(2N_1+1) \cdot (2M_1+1)$ and $(2N_2+1) \cdot (2M_2+1)$, and their centered line and column are axial and have zero numbers. In result the MCF matrix is also rectangular matrix by the size $2(N_1+N_2-1) \cdot 2(M_1+M_2-1)$.

Alternate decision of summation on whole matrix structure field is method of parallel "grow" correlation relief, that is parallel calculation all reports of correlation function as follows:

$$\|d\| = \sum_{i=-M_2}^{M_2} \sum_{j=-N_2}^{N_2} g_{ij} \cdot \|f\|^{(-i,-j)}, \quad \|d\| = \sum_{i=-M_1}^{M_1} \sum_{j=-N_1}^{N_1} f_{ij} \cdot \|g\|^{(-i,-j)},$$

where $\|f\|^{(-i,-j)}$, $\|g\|^{(-i,-j)}$ are matrix shift of matrixes $\|f\|$, $\|g\|$ accordingly on vector shift $S(-i,-j)$; $\|d\|$ is mirror mapping operation of a matrix $\|d\|$.

With this purpose computing cells are developed, which make main structure of digital matrix correlators with extended functional opportunities. It permits on to one matrix structure to realize two-dimensional image correlation processing [1], two-dimensional threshold processing of image correlation relief [2] and sample two-dimensional bit cut of correlation function.

On Fig. 1 graphic matrix representation of computing cells CC_{ij} is shown, which contains accordingly (N_1+N_2-1) columns and (M_1+M_2-1) lines, as during correlation processing CI field shift is possible to right and to left as a maximum on size $(N_2-1)/2$, upwards and downwards - on value $(M_2-1)/2$ with allowance for CI field dimensions $N_1 \cdot M_1$ and RI field dimensions $N_2 \cdot M_2$. Similarly RI centre is possible shifted, on CI field thus centre RI cannot leave for limits of size $((N_1-1)/2-(N_2-1)/2)$

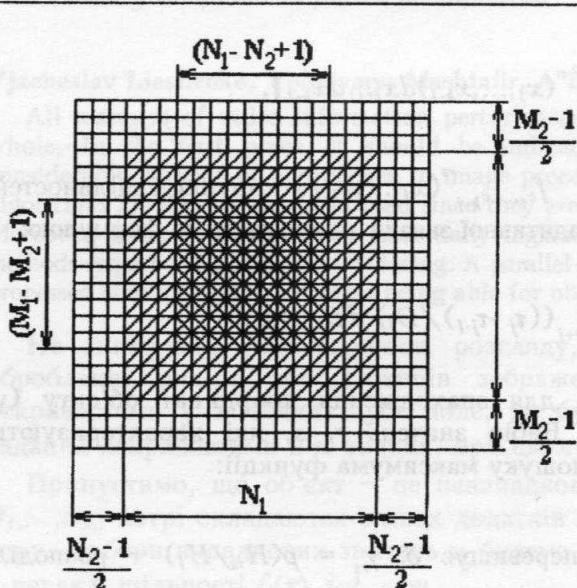


Fig. 1

to right and to the left and accordingly for limits $((M_1-1)/2-(M_2-1)/2)$ upwards and downwards. In result on CI field finding area of a RI centre of coordinates of RI centre is limited by a rectangular matrix with dimension $(N_1-N_2+1) \cdot (M_1-M_2+1)$. Thus the reading of central part of cell matrix CC_{ij} is allocated the given dimension in kind of "window". The size of "window" and his arrangement on field of cell matrix CC_{ij} is determined by the sizes of CI and RI fields and used method of RI scanning. It

is necessary to note, that only CI and RI representation is rectangular matrixes with centered line and column, and also appropriate (spiral) scanning from central element with coordinates (0,0) permits to use toroidal organization of matrix connections and, accordingly, "window" reading. Dimension of "window" is less than dimension of CI field [3].

In basis of threshold correlation processing the fact is used, that the required image in CI is not completely identical to the RI. Therefore parameter Δ is entered, which characterizes a degree differences of the required image from RI. Parameter Δ is equal to quantity "of deformed readout" in required image in comparison with RI. In result of threshold correlation processing the set of matrix cells is determined, in which MCF is exceeded with given threshold Δ [2]. The offered structure of the digital correlator has advantage in speed in comparison with known structures, because there is no necessity originally to determine maximum significance CI and RI MCF. It is enough to be set by degree of difference between them. Thus fixing of items, in which MCF exceeds significance of threshold size Δ , occurs simultaneously with determination MCF. That permits process on whole cycle. Main availability of developed matrix digital correlators is brightly expressed space parallelism.

References

1. А.с. 1674154 СССР. Коррелятор/В.П. Кожемяко, Т.Б. Мартынюк и др. - Опубл. 1991, Бюл. № 32.
2. А.с. 1778757 СССР. Ячейка однородной структуры/В.Б.Гайда, Т.Б. Мартынюк и др. - Опубл. 1992, Бюл. № 44.
3. А.с. 1730640 СССР. Коррелятор/В.П. Кожемяко, Т.Б. Мартынюк и др. - Опубл. 1992, Бюл. № 32.

On the Structural Analysis of Image Contours

VJACHESLAV MATSELLO, MICHAEL SCHLESINGER

NAS Institute of Cybernetics

40 проспект Академика Глушкова, 252022 Kyiv

Tel.: (044) 266-2569 Fax: (044) 266-1570

E-mail: matsello%image.kiev.ua@ts.kiev.ua

Vjacheslav Matsello, Michail Schlesinger. On the Structural Analysis of Image Contours.

The exact and the best matching tasks for contour and formally defined set of contours are considered. The set of contours is defined by means of formal tools similar to regular languages, but taking into account the cyclic structure of the contour. The algorithm is proposed for structural analysis of contours during line-by-line scanning of the image.

Introduction. It was a recognition of cartographic symbols that caused the investigation. The pictures under recognition are binary ones, so it is natural to recognize them using their contours. In spite of one-dimensionality of contours, their analysis can be rarely reduced to the analysis of the strings. This is because a string has an unclosed structure with two ends of the string, while contour has a cyclic structure with no such ends [1]. We describe two algorithms of exact matching. The first is suitable for the contour tracing, while the second one for the analysis of contours during line-by-line scanning of the image. The general form of the matching problems is stated and the general form of its solution is described.

Exact Matching Problem and Related Algorithms. Formal Statement of the Problem. Let T be finite set. Let for every $t \in T$ the next element t^+ and preceding element t^- are defined, such that $(t^+)^- = (t^-)^+$; $t^+ \neq t$, $t^- \neq t$. The set T is a *cycle* or a *group of cycles*. Let V be the set of signals and S be a finite set of states. A contour is a function $v: T \rightarrow V$. A set of allowable contours is defined by the function $f: S \times V \times S \rightarrow \{0,1\}$. The contour v is allowable with respect to the function f if there exists the function $s: T \rightarrow S$ such that for every $t \in T$ the condition $f(s(t^-), v(t), s(t)) = 1$ holds. To solve the exact matching problem means to construct the algorithm that for every given contour $v: T \rightarrow V$ and given function $f: S \times V \times S \rightarrow \{0,1\}$ decides, whether v is allowable with respect to f . Exact matching consists in calculating of

$$F(v) = \exists s \{ \forall t [f(s(t^-), v(t), s(t))] \} . \quad (1)$$

Exact Matching of Strings. The predicate (1) is similar to those for decision whether a string belongs to regular language. Let V and S are terminal and nonterminal alphabets of some regular

grammar G and $\sigma \in S$ be its axiom. In this case $f:S \times V \times S \rightarrow \{0,1\}$ corresponds to the set of production rules of type $s \rightarrow vs'$, and $\varphi:S \times V \rightarrow \{0,1\}$ corresponds to the set of production rules of type $s \rightarrow v$. The string $v = v(1), \dots, v(n)$ belongs to the language G if

$$F(v) = \exists s(0), s(2), \dots, s(n-1) \{ [\forall t = 1, 2, \dots, n-1] (f(s(t-1), v(t), s(t))) \& \varphi(s(n-1), v(n)) \} = 1. \quad (2)$$

The predicate (2) can be calculated by means of the auxiliary functions $g_i:S \rightarrow \{0,1\}$, $i = 0, 1, \dots, n-1$, $s \in S$, using the following expressions:

$$\begin{aligned} g_0(s) &= 1, \text{ if } s = \sigma; \text{ and } = 0, \text{ if } s \neq \sigma; \\ g_i(s) &= \exists s' [g_{i-1}(s') \& f(s', v(i), s)], s \in S, i = 1, 2, \dots, n-1; \\ F(v) &= \exists s [g_{n-1}(s) \& \varphi(s, v(n))]. \end{aligned} \quad (3)$$

The complexity of (3) is of order $k^2 \cdot n$ where k is the number of nonterminals.

Exact Matching of Contours During Contour Tracing. Let us consider the step when $t \in T$ is examined and the signal $v(t)$ is observed. The T , which t belongs to, will be called the current cycle. Before analysing the signal $v(t)$ the algorithm has the information about examined part of contour. It is arranged as a function $g_{t^-}:S \times S \rightarrow \{0,1\}$, where t^- is the last of examined elements. The value $g_{t^-}(s, s')$ determines, whether examined part of contour is allowable under the condition that the start and final states are s and s' . When the signal $v(t)$ is observed the algorithm constructs the function $g_t:S \times S \rightarrow \{0,1\}$ using the current value $v(t)$ and the function g_{t^-} , according to the following rules:

a) If t is the first element of the current cycle then $g_t(s, s) = f(s, v(t), s)$. (4)

b) If t is the last element of the current cycle and the cycle is not the last one, then

$$\text{if } \exists s, s' [g_{t^-}(s, s') \& f(s', v(t), s)] \quad (5)$$

then no action is fulfilled; else decision is made that the contour is not allowable.

c) If t is the last element of the cycle and the cycle is the last in the group, then if $\exists s, s' [g_{t^-}(s, s') \& f(s', v(t), s)]$ then the contour is allowable; else it is not allowable.

d) If t is neither the first nor the last element of the current cycle then

$$g_t(s, s') = \exists s'' [g_{t^-}(s, s'') \& f(s'', v(t), s')]. \quad (6)$$

Computational complexity is defined by (6) and is of order $k^3 \cdot n$. But under some conditions this order can be reduced. Let for some t the function $g_t(s, s')$ can be represented by two functions of one variable

$$g_t(s, s') = g^b(s) \& g^e(s'). \quad (7)$$

If this condition is valid for some t then computational complexity of the rest of computations for the current cycle can be reduced to $k^2 \cdot n'$, where n' is the number of the rest of elements in the current cycle. Really, if (7) occurs, then

$$g_{t^+}(s, s') = \exists s'' [g^b(s) \& g^e(s'') \& f(s'', v(t^+), s')] = g^b(s) \& \{\exists s'' [g^e(s'') \& f(s'', v(t^+), s')]\}. \quad (8)$$

Let denote

$$g_{t^+}^e(s') = \exists s'' [g^e(s'') \& f(s'', v(t^+), s')] \quad (9)$$

and therefore obtain

$$g_{t^+}(s, s') = g^b(s) \& g_{t^+}^e(s'). \quad (10)$$

It means that if for some t the (7) is valid then it is valid for t^+ . Moreover, the first multiplier from (7) is not changed and the second one must be calculated using (9).

Exact Matching of Contours During Arbitrary Ordered Examination of its Elements. Let us consider the situation when the algorithm can observe signals $v(t)$ during line-by-line scanning of the image. Let at the current step the algorithm observes the pair $t, v(t)$. At this step the algorithm has already observed the set of contour signals that consists of some connected subsets. We will refer these subsets as connected segments.

Let T' be observed connected contour segments that is not a complete cycle, t_b be the element that precedes the start element and t_e be the final element. Let $s(T')$ be the function

$$T' \setminus \{t_e\} \rightarrow S. \text{ Denote } g_{t_b, t_e}(s(t_b), s(t_e)) = \exists s(T') [\& f(s(t^-), v(t), s(t))].$$

At every step the algorithm must keep in its memory the list of triples (t_b, t_e, g_{t_b, t_e}) , each triple corresponds to the observed connected contour segment that still is not cycle. Let's describe the actions of the algorithm when observing the next pair $t, v(t)$.

a) *Joining to the end of the segment.* If there is a triple (t_b, t_e, g_{t_b, t_e}) such that $t_e = t^-$ and there is no such triple that $t_b = t$, then this triple is excluded from the list and new triple $(t_b, t, g_{t_b, t})$ is introduced, where $g_{t_b, t}$ is calculated as

$$g_{t_b, t}(s(t_b), s(t)) = \exists s(t_e)[g_{t_b, t_e}(s(t_b), s(t_e)) \& f(s(t_e), v(t), s(t))] \quad . \quad (11)$$

b) *Joining to the beginning of the segment.* If there is a triple (t_b, t_e, g_{t_b, t_e}) such that $t_b = t$, then triple (t_b, t_e, g_{t_b, t_e}) is replaced by new triple (t^-, t_e, g_{t^-, t_e}) , where

$$g_{t^-, t_e}(s(t^-), s(t_e)) = \exists s(t)[f(s(t^-), v(t), s(t)) \& g_{t, t_e}(s(t), s(t_e))] \quad . \quad (12)$$

c) *Merging.* If there are a triple (t_b, t^-, g_{t_b, t^-}) and a triple (t, t_e, g_{t, t_e}) and those triples don't coincide, they are replaced by one new triple (t_b, t_e, g_{t_b, t_e}) , where

$$g_{t_b, t_e}(s(t_b), s(t_e)) = \exists s(t^-), s(t)[g_{t_b, t^-}(s(t_b), s(t^-)) \& f(s(t^-), v(t), s(t)) \& g_{t, t_e}(s(t), s(t_e))] \quad . \quad (13)$$

d) *Completing the cycle.* If there is a triple (t, t^-, g_{t, t^-}) then we calculate the value

$$R = \exists s(t), s(t^-)[g_{t, t^-}(s(t), s(t^-)) \& f(s(t^-), v(t), s(t))] \quad . \quad (14)$$

If $R = 0$ then the contour is not allowable. If $R = 1$ and $(t, v(t))$ is the last element of the contour then the contour is allowable. If $R = 1$ and $(t, v(t))$ is not the last element of the contour then the triple (t, t^-, g_{t, t^-}) is excluded from the list and we must continue contour analysis.

e) *Starting new cycle.* If in the list of triples there are neither triple (t_b, t^-, g_{t_b, t^-}) nor triple (t, t_e, g_{t, t_e}) then the new triple $(t^-, t, g_{t^-, t})$ is introduced, where

$$g_{t^-, t}(s(t^-), s(t)) = f(s(t^-), v(t), s(t)) \quad . \quad (15)$$

It is possible to arrange the algorithm in such a way that its computational complexity is determined by calculations of (11)-(15). In this case the complexity is of order $k^3 \cdot n$. Moreover, if a function $g_{t, t'}(s, s')$ can be represented as $g_t(s) \& g_{t'}(s')$ then starting from this step the analysis of the cycle will have the complexity of order k^2 .

Best Matching Problem. The problem consists in introduction of some metric over the set of objects and searching such an object from the set that is nearest to examined. If Levenstein metric is used, then the best matching problem is reduced to calculation of the function

$$F(v) = \min_S \sum_{t \in T} f(s(t^-), v(t), s(t)), \quad (16)$$

where f is a real-valued function [2].

Another class of best matching problems uses ideas of fuzzy sets. In this case the task is reduced to calculation of function $F(v) = \min_S \max_{t \in T} f(s(t^-), v(t), s(t))$. (17)

Let's formulate the general definition of these problems. Let V and S be the finite set of signals and finite set of states (nonterminals), T be a cycle (group of cycles), $v: T \rightarrow V$ be a contour and f be the function which has the set $S \times V \times S$ as its domain and takes values on the commutative semi-ring W , with the ring operations \oplus and \otimes . The best matching problems can be formulated as the calculation of the element from W in accordance with the formula

$$F(v) = \bigoplus_s \bigotimes_{t \in T} f(s(t^-), v(t), s(t)). \quad (18)$$

The sign \oplus means the “summation” over the set of all possible functions $T \rightarrow S$.

Expressions (1), (16), and (17) are the special cases of (18) with appropriate operations \oplus and \otimes .

The algorithm for calculating of (18) for the case of arbitrary order scanning of contour elements has the same structure as it was described in the previous section. Expressions (11)–(14) and (7) must be rewritten in generalized form as follows

$$\text{For}(11) \quad g_{t_b, t}(s(t_b), s(t)) = \bigoplus_{s(t_e)} [g_{t_b, t_e}(s(t_b), s(t_e)) \otimes f(s(t_e), v(t), s(t))]. \quad (19)$$

$$\text{For}(12) \quad g_{t^-, t_e}(s(t^-), s(t_e)) = \bigoplus_{s(t)} [f(s(t^-), v(t), s(t)) \otimes g_{t, t_e}(s(t), s(t_e))]. \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \text{For}(13) \quad g_{t_b, t_e}(s(t_b), s(t_e)) &= \bigoplus_{s(t^-)} \bigoplus_{s(t)} [g_{t_b, t^-}(s(t_b), s(t^-)) \otimes \\ &\quad \otimes f(s(t^-), v(t), s(t)) \otimes g_{t, t_e}(s(t), s(t_e))]. \end{aligned} \quad (21)$$

$$\text{For}(14) \quad R = \bigoplus_{s(t)} \bigoplus_{s(t^-)} [g_{t, t^-}(s(t), s(t^-)) \otimes f(s(t^-), v(t), s(t))]. \quad (22)$$

$$\text{For}(7) \quad g_{t, t'}(s, s') = g_t(s) \otimes g_{t'}(s'). \quad (23)$$

Conclusion. The method for definition of sets of contours that correspond to graphical symbols is proposed. The fast algorithm for contours analysis during line-by-line scanning of the image is described. It allows efficient program realization and was implemented for recognition of mapping symbols.

References

1. M. Hospital, H. Yamada, T. Kasvand, S. Umeyama. “3D Curve Based Matching Method Using Dynamic Programming”, Proc. of the First Int. Conf. on Computer Vision, June 8-11, 1987, London, England, pp. 728-732.
2. M.I. Schlesinger. "Systeme von Functionsoperationen angevendet auf eine Aufgabe der besten Uebereinstimmung" //ISSN 0863-0798/Wissenschaftliche Beitraege zur Informatik. - Fakultaet Informatik TU Dresden/7(1994), Heft 3. - S. 62-79.



Багатовимірні геометричні моделі в інваріантному розпізнаванні проекційних зображень
ВСЕВОЛОД МИХАЙЛЕНКО, ВОЛОДИМИР КОРЧИНСЬКИЙ

*Технічний університет
будівництва і архітектури*

252037 Київ, Повітрофлотський просп. 31
Тел.: (044) 272-9519 Факс: (044) 276-7415

Державний університет

320625 Дніпропетровськ, пров. Науковий 13
Тел.: (056) 243-3630 Факс: (0562) 246-5523
Електронна пошта: korchins@rff.dsu.dp.ua

Vsevolod Mykhajlenko, Volodymyr Korchyn's'kyj. Many-Dimensional Geometrical Models for Invariant Recognition of Projective Images.

The geometrical properties of representations for projective images' forms in the space of their semiinvariants are considered. It is shown that informative features of images' forms define in this space the geometrical objects invariant to the conditions of images' registration. The effective algorithms for morphological analysis of projective images based on metric properties of representation space are suggested.

Використання геометричних моделей для морфологічного аналізу проекційних зображень суттєво спрощує алгоритми прийняття рішень. В роботі запропоновані принципи такого моделювання і наведені результати його реалізації для ідентифікації геометричних форм проекційних фотограмметричних зображень.

Підхід, який пропонується, ґрунтуються на описі геометричних форм зображень фіксованого плоского об'єкту, одержаних при різних умовах проекціювання, за допомогою набору величин, які в сукупності утворюють вектори багатовимірного простору R^N . Інформаційні ознаки (ІО) форм зображень, які не залежать від зазначених факторів, визначають в R^N геометричні конфігурації, інваріантні в тому відношенні, що при зміні умов проекціювання (ракурс та ін.)

відповідні точки переміщуються вздовж них. В даній роботі обмежимося розглядом ІО, яким відповідають алгебричні поверхні r -го степеня. У відповідності з загальною концепцією геометричного об'єкту [1] побудова ІО зводиться при цьому до визначення коваріантного тензора рангу r , який залишається постійним при перетвореннях зображень внаслідок зазначених причин і має зміст метричного тензора в \mathbf{R}^N . Величину ІО при цьому можна розглядати як квадрат довжини вектора, який зображає конкретне зображення, а саму форму - як геометричний об'єкт в \mathbf{R}^N . Ідентифікація форм зображень зводиться до визначення належності точки в \mathbf{R}^N (пов'язаної з зображенням, що аналізується) поверхні, яка відповідає геометричній формі еталонного зображення.

Проекційні зображення фіксованого плоского об'єкту, одержані за різних умов, пов'язані між собою геометричними перетвореннями, які представимо в формі

$$* \\ X^i = P_j^i X^j, \quad (1)$$

де верхні та нижні індекси незалежно один від одного приймають значення 1, 2, 3 для центральних проекцій та 1, 2 для паралельних проекцій; X^i - однорідні або декартові координати (відповідно до центральних та паралельних проекцій); через P_j^i позначені параметри перетворень, які в сукупності утворюють точкову групу; тут і нижче за індексами, що повторюються, виконується підсумовування. За методикою, запропонованою в роботі [2], перейдемо до опису зображень за допомогою семіінваріантів

$$s_{n m k} = \frac{1}{i^{n+m+k}} \frac{\partial^{n+m+k}}{\partial u_1^n \partial u_2^m \partial u_3^k} [\ln F(u)] \text{ при } u=0, \quad (2)$$

де $i = \sqrt{-1}$; n, m, k - цілі невід'ємні числа; $F(u)$ - перетворення Фур'є від індикаторної функції зображення, $u=(u_1, u_2, u_3)$; для паралельних проекцій кількість компонент вектора u та індексів дорівнює 2. ІО, які характеризують тільки геометричну форму зображення, не повинні залежати від його метричних характеристик і тому є функціями безрозмірних комбінацій $s_{n m k}$, за які можна прийняти $y_{nmk} = \exp[-s_{ooo}(n+m)/2]$. Сукупність величин $s_{n m k}$ при $n+m+k=N$ (N - задане додатне число) утворює простір \mathbf{R}^S розмірності $S=(N+1)(N+2)/2$ (у випадку паралельних проекцій $S=N+1$), точки якого Z^i відповідають зображенням і перетворюються при зміні умов їх реєстрації як компоненти контраваріантних векторів:

$$* \\ Z^i = Q_j^i Z^j, \quad (3)$$

де Q_j^i пов'язані з параметрами геометричних перетворень в координатах зображення. Виходячи з геометричної інтерпретації ІО, представимо їх у вигляді

$$F_s^{(r)}(Z) = G_{l...k} Z^l \dots Z^k, \quad (4)$$

де $G_{l...k}$ - коваріантний симетричний тензор рангу r ; величини N, r називаємо відповідно порядком та степенем ознаки; вимога інваріантності ІО накладає на нього умову

$$G_{l...k} = Q^l \dots Q^k G_{l...s}. \quad (5)$$

Значення компонент тензора $G_{l...k}$ обчислюються на підставі загальних умов інваріантності диференційовних многовидів - рівності нулю похідних Лі за груповими параметрами. Ці ж умови дозволяють визначити повну систему ІО при довільних N та r . (Будь-яка ознака являє собою цілу раціональну функцію від ІО, які утворюють повну систему.) Для зображень у вигляді паралельних проекцій компоненти тензора $G_{l...k}$ при $r=2$ не залежать від вектора зображення Z і простір \mathbf{R}^S - евклідів, при $r>2$ - ріманів (в цьому випадку ІО першого степеня не існують). Для зображень у вигляді центральних проекцій ІО $r<3$ не існують і \mathbf{R}^S є простором Рімана. В кожному випадку тензор $G_{l...k}$ дає можливість з'ясувати просторове розташування вектора Z в \mathbf{R}^S , його орієнтацію відносно вектора іншого зображення того ж об'єкту і тим самим визначити параметри їх взаємного орієнтування (останнє є ключовим етапом при визначенні координат точок місцевості за фотограмметричними зображеннями [3]). Мірою відмінності двох зображень фіксованого об'єкту з векторами Z_1, Z_2 є довжина геодезичної лінії між відповідними точками інваріантної поверхні. Зокрема, у випадку зображень у вигляді паралельних проекцій для ознак

при $r=2$ проекції вектора $\mathbf{Z}_1 - \mathbf{Z}_2$ на координатні осі простору \mathbf{R}^S з ортами \mathbf{E}_k , $k=1,2,\dots,S$ дорівнюють

$$G_{ij} (Z_1^i - Z_2^i) E_k^j = Z_1^k - Z_2^k. \quad (6)$$

Розв'язання рівнянь (6) відносно параметрів геометричних перетворень зображень дозволяють визначити параметри взаємного орієнтування знімків.

Ефективність запропонованої методики підтверджена морфологічним аналізом проекційних фотограмметричних зображень.

Література

1. Веблен О, Уайтхед Дж. Основания дифференциальной геометрии. - Москва: ИЛ, 1949. - 232 с.
2. Корчинский В.М. Анализ проекционных изображений на основе интегральных инвариантов их пространственных форм // Тез. докл. Международной научно-практической конференции "Современные проблемы геометрического моделирования". - Мелитополь, 1995, с. 114-115.
3. Лобанов А.Н. Аэрофотограмметрия. - Москва: Недра, 1978. - 576 с.

Ідентифікація зображень двовимірних об'єктів з високою насиченістю ліній ВОЛОДИМИР ПУЙДА

Університет "Львівська політехніка"

290646 Львів, вул. Степана Бандери 12
Тел.: (0322) 34-1318 Факс: (0322) 74-4300
Електронна пошта: uyrop@UGKC.lviv.ua

Volodymyr Pujsa. Two-Dimensional Objects' Images with High Lines' Concentration Identification.

Two-dimensional objects' images with high lines' concentration by integral and local attributes are described. The integral attributes generating are based on the stream lines' tilt angles table that is calculated due to sliding window local operators. They also allow to realize gap and split lines' types local attribute's determination. The identification process is corresponded with time identification and reliability criteria's and expenses of technical execution.

Ідентифікація об'єкта полягає в ототожненні сприйняття цього об'єкта відповідною системою з представленням (описом) об'єкта, яке зберігається в пам'яті цієї системи. Ідентифікація тісно пов'язана з одним із фундаментальних процесів - класифікацією, тобто впорядкуванням об'єктів за їх подібністю. Під розв'язанням задачі класифікації розуміють встановлення правил розбиття сукупності об'єктів на декілька груп (класів) на основі визначення певних характеристик, що описують кожний клас. Ототожнення нового одиночного об'єкта з одним із об'єктів із заданої сукупності називається ідентифікацією. Автоматична класифікація та ідентифікація об'єктів базується на ряді розроблених методів типу кластерного аналізу, числової таксономії тощо. Всі вони в сукупності відносяться до методів розпізнавання образів, однак відрізняються певними особливостями, область застосування, специфікою об'єктів, для роботи з якими ті чи інші методи є найбільш ефективними.

Будь-яка класифікація базується на загальному фундаментальному принципі, суть якого полягає в наступному: в один клас об'єднуються об'єкти, подібні між собою в деякому смислі; ступінь подібності між собою об'єктів одного класу повинна бути більша за ступінь подібності між собою об'єктів різних класів.

Тобто для проведення класифікації необхідно визначити певну характеристику, яка вказує на подібність між собою тих чи інших об'єктів. Таким чином, в основі процесів класифікації та ідентифікації лежить процедура співставлення досліджуваного об'єкта з сукупністю об'єктів або з одним об'єктом, в результаті чого визначається приналежність об'єкта до класу чи подібність до окремого об'єкта.

Проблема ідентифікації в формальній постановці може бути сформульована таким чином: задана сукупність об'єктів $A = \{a_1, \dots, a_i, \dots, a_n\}$; в деякий момент часу t_j з'являється об'єкт x_j , який необхідно за проміжок часу T ідентифікувати з одним із об'єктів з $\{a_i\}$.

В цій постановці можуть бути такі варіанти:

- 1) якщо сукупність $A = \{a_i\}$ не класифікована, тоді ідентифікація об'єкта x_j проводиться безпосередньо з об'єктами із сукупності A ;

2) якщо сукупність $A = \{a_i\}$ класифікована, тоді проводиться ієрархічна ідентифікація об'єкта x_j : визначення приналежності до відповідного класу на першому етапі; ідентифікація з об'єктами з визначеного класу на другому етапі.

Можна вибрати загальні критерії, у відповідності з якими повинна здійснюватись реалізація процесу ідентифікації: час ідентифікації T не повинен перевищувати заданого; система повинна забезпечувати надійність H процесу ідентифікації, не меншу заданої; затрати на технічну реалізацію C не повинні перевищувати заданої величини.

Практично в процесі визначення подібності беруть участь не самі об'єкти, а їх інформаційні представлення. Формування відповідного адекватного інформаційного представлення об'єкта є однією з найважливіших проблем, які необхідно вирішувати при розробці систем ідентифікації. Інформацію про об'єкт система отримує від первинних давачів. Очевидно, що число різних проявів, які характеризують об'єкт, може бути нескінченно великим. На практиці вибирають деяку обмежену кількість інформаційних параметрів, зв'язаних з об'єктом. Як правило, початкове інформаційне представлення об'єкта, сформоване первинними давачами, за певними алгоритмами перетворюється у більш складний опис. Такі перетворення в більшості випадків є багаторівневими і в кінцевому результаті направлені на отримання опису, який дав би можливість реалізувати ідентифікацію об'єкта згідно заданих критеріїв. Цей інваріантний опис є узагальненою характеристикою об'єкта і часто називається "образом". Відомі різні підходи до формування образу об'єкта. Всі вони можуть бути умовно розділені на дві групи: на основі інтегрального сприйняття інформації про об'єкт; на основі виділення локальних характерних ознак.

В практичних застосуваннях при побудові систем автоматичної класифікації та ідентифікації об'єктів окрему групу складають двовимірні об'єкти з великою насиченістю ліній, що утворені природнім шляхом або шляхом синтезу графічних зображень технічними засобами. Такі зображення представляють собою потоки ліній, які можуть утворювати певні структури, наприклад, зображення пальлярних візерунків (дактилоскопічні відбитки) на пальцях рук людини. Аналіз структур, які утворюються лініями зображень подібного типу, показує, що характерні особливості для них закладені як в інтегральній структурі візерунків, які утворюються потоками ліній, так і в наборах локальних характерних ознак, що складають обриви та різноманітні варіанти роздвоєння ліній.

Визначення інтегральних ознак може здійснюватись на базі опису напрямків потоків ліній. Для побудови математичної моделі опису візерунків таких зображень можна вибрати підхід, за яким припускають, що лінії візерунків є розв'язками диференціального рівняння 1-го порядку:

$$\frac{dy}{dx} = f(x,y)$$

Ці рішення є однопараметричним сімейством ліній $y(x)=f(x,c)$. Геометрично це означає, що в прямокутних координатах дотична до кривої має в кожній точці цієї кривої кутовий коефіцієнт, який задає напрямок. Таким чином, вимірюні в кожному елементі зображення кути нахилу ліній задають напрямок потоку ліній і можуть використовуватись не тільки для визначення інтегральних ознак, але і для відновлення спотворених фрагментів з допомогою інформації про поведінку потоків в даному фрагменті. Кутовий опис інтегральних характеристик зображення має цікаву властивість, яка полягає в тому, що різниця між кутами є постійною величиною для даного візерунку і не залежить від орієнтації візерунку відносно базису. Чим більша локальна кривизна потоку ліній, тобто чим більший розкид кутів нахилу ліній, тим більша величина різниці кутів в сусідніх точках. Сума різниць кутів нахилу по околу даної точки є дисперсією кутів нахилу біля цієї точки, що визначає вклад даної точки в характеристику кривизни всього візерунку. Визначення таблиці кутів нахилу ліній візерунку може бути реалізоване з використанням локальних операторів, що оцінюють значення інтенсивностей в різних напрямках в околі заданої точки зображення. Однак інтегральні характеристики зображення не дають достатньої інформації для розбиття сукупності об'єктів на класи з заданою глибиною розбиття. Тому поряд з інтегральними характеристиками доводиться визначати певні локальні ознаки. Визначення локальних ознак можна частково сумістити з процесом визначення кутів нахилу. Для цього використовуються рухомі вікна з різними розмірами в залежності від товщини ліній та величини проміжків між ними.

Реалізація алгоритму викреслення засобами системи логічного програмування Пролог
ІГОР ТКАЧОВ, ОЛЕКСІЙ ОСТРОВСЬКИЙ

*Науково-учбовий центр
прикладної інформатики НАН*

252185 Київ, просп. Академіка Глушкова 40

Тел.: (044) 266-5365

Електронна пошта: tkachov@trcai.freenet.kiev.ua

Ihor Tkachov, Oleksij Ostrovs'kyj. One Realization of the Relaxation Algorithm Developed by Means of Logical Programming System Prolog.

One realization of well-known relaxation algorithm developed by means of Turbo-Prolog is suggested. One of the main problems in structural pattern recognition is comparison of two objects represented by their structural descriptions. This problem is NP-complex and for solving it one sort of back-track procedure is used. To reduce an amount of variants for sorting the relaxation algorithm is developed. Consideration is based on consistent labeling scheme.

Алгоритм викреслення, розроблений та досліджений в середині 70-х років [1-3], застосовується при вирішенні задачі відтворення глобальної відповідності двох дискретних структур на множині відомих допустимих локальних відповідностей їх частин. В термінології схеми розмітки [2, 3], якої ми будемо дотримуватись, часткові відповідності називаються розмітками, а глобальна відповідність - узгодженою розміткою. Якщо схема розмітки застосовується для формалізації задачі розпізнавання образів, то отримана в ході розв'язку узгоджена розмітка фактично є структурним описом об'єкту, що розглядається.

Відомо, що задача узгодженої розмітки є NP-трудомісткою, тобто на певному етапі її розв'язання може виникнути необхідність перебирати експоненційну кількість варіантів. Разом з тим, в реальних задачах часто можна уникнути повного перебирання (а іноді - зовсім обйтись без перебирання), якщо наперед відсікти неперспективні варіанти. Саме для цього і розроблений алгоритм викреслення (ще одна назва - релаксаційна процедура). Він базується на використанні необхідної умови входження окремої розмітки в узгоджену. Ця умова буде сформульована після введення основних формальних положень схеми розмітки.

Визначення 1. Схема розмітки - це четвірка $\langle U, L, W, R \rangle$, де $U=\{u\}$ - множина об'єктів; $L=\{\}$ - множина міток; W - множина неупорядкованих п-ок об'єктів; R - множина п-ок елементів із $U \times L$, причому кожна пара (u, l) з цього набору визначає відповідність мітки із L елементу із U .

Визначення 2. Узгодженою відносно W та R розміткою називається функція $f: U \rightarrow L$ така, що для кожного набору $(u_1, \dots, u_N) \in W$ знайдеться $(u_1, f(u_1), \dots, u_N, f(u_N)) \in R$.

Схему розмітки зручно розглядати у вигляді такої таблиці.

| | | |
|---------------------------------|---------|---------------------------------|
| u_1, u_2, \dots, u_N | \dots | v_1, v_2, \dots, v_M |
| $l_{11}, l_{12}, \dots, l_{1N}$ | \dots | $k_{11}, k_{12}, \dots, k_{1M}$ |
| $l_{P1}, l_{P2}, \dots, l_{PN}$ | \dots | $k_{Q1}, k_{Q2}, \dots, k_{QM}$ |

У верхньому рядку знаходяться всі елементи множини W , а в стовпчиках - елементи R (якщо враховувати заголовок стовпчика).

Визначення 3. Будемо говорити, що розмітки (l_1, l_2, \dots, l_N) та (k_1, k_2, \dots, k_M) наборів (u_1, u_2, \dots, u_N) і (v_1, v_2, \dots, v_M) , відповідно, суперечать одна іншій, якщо знайдуться такі номери I, J , що $u_I = v_J$, $l_I \neq k_J$.

Розмітка, яка суперечить усім розміткам будь-якого стовпчика, не може входити до узгодженої розмітки і може бути видалена ("викреслена") з подальшого розгляду. Таким чином, необхідною умовою входження розмітки в узгоджену є наявність в кожному стовпчику схеми хоча б однієї розмітки, яка їй не суперечить. Ця необхідна умова є базовою для алгоритма викреслення. Зауважимо, що пари стовпчиків, набори об'єктів яких не перетинаються, можна не розглядати, оскільки всі розмітки в них не суперечать одна одній.

В представлений роботі алгоритм повного викреслення реалізований засобами логічного програмування в системі Turbo-Prolog.

В основі Пролога лежить логіка предикатів першого порядку у вигляді фраз Хорна [4]. Головна функція інтерпретатора полягає в узгоджуванні запитів, тобто перевірка можливості логічного виводу запиту з фактів та правил, які задані в програмі. Якщо інтерпретатор може узгодити запит, тоді змінні, які входять до нього, конкретизуються - отримують реальні значення.

Механізм узгодження запитів такий: інтерпретатор переглядає програму з початку до кінця і, якщо знаходить фразу, заголовок якої може бути узгоджений із запитом, замінює фразу запиту на тіло правила, після чого намагається узгодити кожний із підзапитів. Якщо фраза є фактом, змінні запиту конкретизуються. У випадку невдалої спроби інтерпретатор повертається на крок назад і намагається шукати альтернативу останньому узгодженню і т.д.

Розробка програми полягала у формуванні багаторівневої ієрархії предикатів. На найнижчому рівні цієї ієрархії змінні мають значення міток та об'єктів в стовпчиках схеми розмітки, а

узгодження полягає в пошуку рядків в двох стовпчиках, які мають однакові мітки для однакових об'єктів. На вищому рівні ієархії знаходиться предикат, який фактично приписує циклічний повтор проходів викреслювання за всіма стовпчиками схеми з умовою зупинки при неможливості видалити хоча б одну розмітку. Загалом було використано дванадцять предикатів.

“Лаконічність” реалізації алгоритма має своїм витоком глибинну спорідненість задач логічного виводу та узгодженої розмітки. В наступних публікаціях буде показана еквівалентність цих задач.

Література

- Шлезингер М.И. Математические средства обработки изображений.- Київ: Наук. думка, 1989.- 200 с.
- Haralick R.M. Structural Pattern Recognition, Homomorphisms and Arrangements // Pattern Recognition. - 1978. - 10, No 3, pp. 223 - 236.
- Ткачев И.И. Эквивалентные преобразования в одном классе распознающих систем. - Кибернетика, 1981, No 1, с. 27 - 32.
- Братко И. Программирование на языке Пролог для искусственного интеллекта: - Москва: Мир, 1990, 560 с.



The Correspondence Problem in Stereo Vision Based on a Gabor Filter Approach

RYSZARD CHORAS

*Institute of Telecommunications,
University of Technology and Agriculture*

Poland, 85-791 Bydgoszcz, ul. Kaliskiego 7

Fax: +48 052 43-8341

E-mail: choras@mail.atr.bydgoszcz.pl

Ryszard Choras. The Correspondence Problem in Stereo Vision Based on a Gabor Filter Approach.

Stereo vision is one of the most extensive areas of research in computer vision. Given a pair of stereo images, the problem is to find corresponding physical points in the two images and then compute the depth at possibly each location in the image. In essence the matching problem involves a collection of features extracted from the image. We used the Gabor wavelets for determining the correspondence between the two images.



Метод обчислення геометро-топологічних ознак зображень

КОСТАНТИН ЧЕКОТУН

Національний університет

Київ, просп. Академіка Глушкова 6

Kostiantyn Chekotun. A Method for Geometrical-Topological Features Calculating.

A new method for image feature extraction is described. Among these features (size of image, sizes of gulfs and holes and its number etc.) there are invariant characteristics to some image deformation. The method proposed can be implemented on parallel systems.

Розглядаємо багатозв'язну область D на площині, L - її межа, $L = \{L_0, \dots, L_n\}$, де L_0 – зовнішній контур. Зафіксуємо напрямок вектором $\alpha = (\cos\varphi, \sin\varphi)$.

1. Дамо означення таких елементів області: а) множина заток зовнішньої межі в напрямку α : $G(\alpha) = \{G_1(\alpha), \dots, G_{k_\alpha}(\alpha)\}$. (наприклад, для зображення на рис. 1 $G(\alpha) = \{G_1, G_2, G_3\}$); б) отвори області в напрямку α ; в) множина заток в отворі в напрямку α ; г) множина крайніх заток зовнішньої межі в напрямку α (на рис. 2 крайні затоки є у двох напрямках).

2. Пропонується обчислювати такі характеристики області:
 1) $b(\alpha)$, яка дорівнює сумі ширини проекції області D на пряму, перпендикулярну до α , і проекції кожного з елементів (а),(б),(в), що є в області D ;
 2) $k(\alpha)$, що дорівнює кількості елементів (а),(б),(в) у напрямку α ;
 3) $\bar{k}(\alpha)$ – кількість крайніх заток у напрямку.

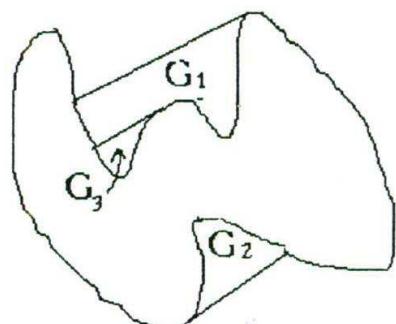
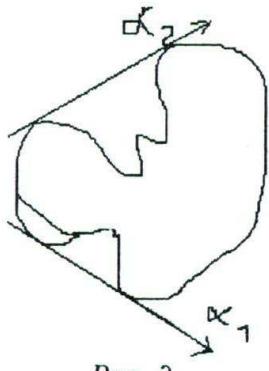


Рис. 1



Rис. 2

3. Для того, щоб це обчислювати, припустимо, що є така функція $\eta(\alpha, y'_0)$, яка дорівнює кількості "опуклих підобластей", що їх перетинає пряма $y' = y'_0$.

Можна довести, що: 1) $b(\alpha) = \int \eta(\alpha, y') dy'$. ((x', y') – це система координат, повернута на кут ϕ відносно початкової); 2) $k(\alpha) = R_1(\eta(\alpha))$, де R_1 – деякий функціонал, який дорівнює сумі модулів розривів функції η ; 3) $\bar{k}(\alpha) = \eta(\alpha, y'_{\min}(\alpha)) + \eta(\alpha, y'_{\max}(\alpha)) - 1$, де $y'_{\min}(\alpha) = \arg \min \{y' : \eta(\alpha, y') \neq 0\}$, $y'_{\max}(\alpha) = \arg \max \{y' : \eta(\alpha, y') \neq 0\}$.

Зауважимо, що таким способом неможливо обчислити окремо кількість чи ширину кожного елемента. Виділимо тільки наступний спеціальний випадок.

Якщо зовнішній контур і отвори – опуклі, то кількість отворів $n = R_1(\alpha)$ не залежить від α .

4. Нехай зображення задано дійсною функцією освітленості $\xi(x, y)$, яка неперервна в точках області D , на її межі зазнає розриву першого роду, а в інших точках дорівнює нулю. Причому вважаємо, що на межі області функція ξ має стало значення l .

Скориставшись результатом роботи [1], можна довести, що $\eta(\alpha, y') = \frac{1}{2l^2} |F(\alpha, y')|$, де $F = \frac{d}{d\Delta} \int \xi(x', y') \xi(x' + \Delta, y') dx' \Big|_{\Delta=0}$ і $R_1(\alpha) = \frac{1}{2l^2} \frac{d}{d\Delta} \int \eta(\alpha, y') \eta(\alpha, y' + \Delta) dy' \Big|_{\Delta=0}$.

5. Нехай зображення дискретне: $\xi_D(i, j) = \xi(ih + \frac{h}{2}, jh + \frac{h}{2})$, h – крок сітки. Відповідником неперервного η є $\eta_D(\varphi, y') = \sum_{i=0}^N \xi_D(i, \left[\frac{y_n(\varphi, i)}{h} \right] + 1) (\xi_D(\left[\frac{y_n(\varphi, i+1)}{h} \right] + 1) - \xi_D(\left[\frac{y_n(\varphi, i)}{h} \right] + 1))$, де $y_n(\varphi, i) = \frac{y'}{\cos \varphi} + ih \cdot \operatorname{tg} \varphi$, якщо $0 \leq \varphi < \frac{\pi}{4}$. Відповідник неперервного R : $R_D = \sum_{k=0}^{k_{\max}} \eta_D(y_k^*) d_k$, де $y_k^* = \frac{y'_k + y'_{k+1}}{2}$, $d_k = y'_{k+1} - y'_k$, $k = 0, \dots, k_{\max} - 1$, y'_k – це впорядковані за зростанням числа $y'(i, j) = (jh - ih \cdot \operatorname{tg} \varphi) \cos \varphi$, $i, j = 0, \dots, N$.

Похибка такого обчислення $\delta = |R(\xi) - R_D(\xi_D)| \leq N^2 h^2 (l^2 K M \sqrt{2} + h M^2 K \frac{1}{\sqrt{2}} + NM \frac{1}{\sqrt{2}})$, де $M: \left| \frac{\partial \xi(x, y)}{\partial x} \right| \leq M, \left| \frac{\partial \xi(x, y)}{\partial y} \right| \leq M$, K – найбільше можливе значення η .

Відповідник неперервного R_1 : $R_{1D}(\varphi) = \sum_{i=0}^N \eta_D(\varphi, y'_k) (\eta_D(\varphi, y'_{k+1}) - \eta_D(\varphi, y'_k))$.

Література

- Кириченко Н. Ф., Куценко А. А. Выделение признаков изображений по геометрическому смыслу производной от автокорреляционной функции /Исследование операций и АСУ, 1990, № 35, с. 9.
- Чекотун К.М. Дискретна реалізація методів виділення ознак зображень через автокореляційні перетворення/Математические методы в компьютерных системах, Киев, 1996, с. 75-80.



Застосування дискретних апроксимацій неперервних метрик при аналізі топологічних характеристик зображень, заданих на дискретній гратці

СЕРГІЙ ШИЧИНОВ

Інститут проблем штучного інтелекту

340048 Донецьк, вул. Артема 1186
Тел.: (0622) 55-8082 Факс: (0622) 92-6082
Електронна пошта: ktn@ipii.donetsk.ua

Сергей Шичинов. Использование дискретных аппроксимаций непрерывных метрик при анализе топологических характеристик изображений, заданных на дискретной решетке.

В статье дается описание MiDiSo-преобразования, применяемого для улучшения качества анализа топологических характеристик изображений, заданных на дискретной решетке. Использование этого преобразования повышает адекватность отражения в процедурах анализа метрических свойств исследуемых пространств. А применение при расчете MiDiSo-картинки дискретно-векторной аппроксимации непрерывных метрик дает возможность получить алгоритм с полиноминальной сложностью.

Вступ. У теорії оброблення зображень та розпізнавання образів при аналізі топологічних характеристик фігур часто використовують алгоритми побудови кістяка (скелету) та інші методи, основані на понятті відстані між точками зображення.

Для розрахунку скелету, а також для розв'язання інших суміжних задач пропонується метод, оснований на використанні особливого роду нелінійного перетворення, що називається MiDiSo-перетворенням, яке у ряді застосувань дозволяє істотно поліпшити якісні характеристики алгоритмів, значно скорочуючи обсяг необхідних обчислень.

MiDiSo-перетворення. MiDiSo-перетворення полягає у наступному: 1) серед точок зображення P виділяється підмножина точок-джерел S (MiDiSo-джерела, MiDiSo - source); 2) значенням точки після оброблення є мінімальна відстань до джерела. Звідси і назва перетворення: MiDiSo - Minimum Distance to Source.

MiDiSo-перетворення може бути застосоване для розрахунку зон впливу, MiDiSo-скелетів, знаходження перетяжок у фігурах тощо.

Дискретно-векторні метрики. У випадку функціонально заданої метрики алгоритми MiDiSo-перетворення мають неприйнятну для багатьох застосувань обчислювальну складність $N = K^2$ операцій для обчислення метрики та порівняння. Тому спробуємо її зменшити за рахунок заміни метрики на дискретну, яка апроксимує початкову (вихідну) з відомою похибкою:

1) на дискретній гратці P задані базові вектори $B = \{b_i : i = 1, m\}$, кожний з яких асоційований з метричною відстанню $R = \{r_i : i = 1, m\}$ відповідно до величини його компонент, де r_i обчислюється за допомогою вихідної функціональної метрики;

2) відстань між точками обчислюється як сума довжин базових метричних векторів, за допомогою яких можна прокласти шлях між цими точками. Причому з усіх існуючих шляхів необхідно знайти шлях мінімальної довжини;

3) множина базових векторів повинна мати симетрію відносно осей ОХ, ОУ і поворотів на 90 градусів;

4) необхідно слідкувати за тим, щоб множина базових векторів забезпечувала досяжність кожної точки з кожної, тобто була б базисом у просторі.

З визначення видно, що для завдання набору базових векторів дискретно-векторної метрики можна обмежитися першим октантом, а решту векторів одержати за допомогою симетрій відносно осей ОХ, ОУ і поворотів на 90 градусів. Далі ізотропну метрику, що задається подібним чином, будемо називати дискретно-векторною.

Алгоритм обчислення MiDiSo-перетворення на основі дискретно-векторних метрик. Нехай є множина базових векторів. Упорядкуємо вектори за зростанням значення кута у полярній системі координат. Тепер будь-які два сусідні вектори, а також перший з останнім утворюють "сегмент", усередині якого немає інших базових векторів. Неважко довести, що найкоротший шлях з центру до точки, яка лежить у межах сегменту, складається тільки з сегментотвірних векторів. І, використовуючи симетричний характер множини базових векторів, пошук найкоротшого шляху між точками можна обмежити підмножиною шляхів, які складаються з базових векторів, що належать одному квадранту. Цей факт дозволяє використовувати для розрахунку MiDiSo-картинки наступний алгоритм:

1) Робимо початкову ініціалізацію картинки: MiDiSo-джерела ініціалізуємо значенням 0, решту точок ініціалізуємо значенням нескінченості. Ці числа відображують довжину мінімального шляху в точку з найближчого MiDiSo-джерела на поточний момент обчислень. При знаходженні більш короткого шляху значення буде оновлюватися.

2) Послідовно обробляємо усі рядки зображення згори вниз, виконуючи для кожного рядка наступні дії: а) Для кожної точки рядка послідовно перевіряємо (зліва направо): чи не є шлях у цю точку, побудований за допомогою базових векторів 4-го квадранта, коротшим за побудований на цей момент. Цей шлях знаходитьться сумуванням значень точок, які лежать ліворуч і згори відносно поточної точки, з метричним значенням відповідного базового вектора з 4-го квадранта. Якщо цей шлях коротше попереднього, то оновлюємо значення мінімального шляху в поточну точку; б) Ті самі дії виконуємо для точок рядка, але справа наліво і з використанням базових векторів 3-го квадранта.

3) Послідовно обробляємо всі рядки зображення знизу вгору, застосовуючи базові вектори відповідно 1-го та 2-го квадрантів.

Таким чином, для кожної точки буде знайдена довжина найкоротшого шляху з найближчого MiDiSo-джерела.

Оцінка складності алгоритму. Нехай V - кількість базових векторів дискретно-векторної метрики в кожному з квадрантів, K - кількість точок зображення. Тоді для розрахунку потрібно $N = 2 * (2 * (V - 1) + 1) * K = (4 * V - 2) * K$ операцій складання та порівняння.

Таким чином, цей алгоритм має номінальну складність. Ціна цього - втрата точності.

Оцінка похибки. Похибку апроксимації функціонально заданої метрики за допомогою відповідної дискретно-векторної можна оцінити для кожного конкретного випадку окремо.

Розглянемо можливість використання пропонованого методу для евклідових метрик: $R(p_1(x_1, y_1), p_2(x_2, y_2)) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$.

Визначимо похибку на сегменті дискретно-векторної метрики з сегментотвірними базовими векторами $b_1(x_1, y_1)$ та $b_2(x_2, y_2)$. Будемо вважати, що для кожної точки $p(x, y)$ в сегменті можна побудувати шлях, який складається тільки з сегментотвірних векторів: k_1 та k_2 - кількість векторів b_1 та b_2 у маршруті.

Максимальна похибка всередині сегмента буде $Eo_{\max} = \sqrt{a^2 + b^2} - 1$,

$$\text{де } a = \frac{y_2 * r_1 - y_1 * r_2}{y_2 * x_1 - y_1 * x_2}, \quad b = \frac{x_1 * r_2 - x_2 * r_1}{x_1 * y_2 - x_2 * y_1}.$$

Таким чином, максимальне значення відносної похибки для дискретно-векторної метрики, яка апроксимує евклідову метрику на дискретній гратці, може бути одержана як максимальна відносна похибка за усіма сегментами дискретно-векторної метрики. Зокрема для метрик:

$$1) \quad R(0,1) = 1; \quad R(1,1) = \sqrt{2}; \quad Eo_{\max} = 8,2\%;$$

$$2) \quad R(0,1) = 1; \quad R(2,1) = \sqrt{5}; \quad R(1,1) = \sqrt{2}; \quad Eo_{\max} = 2,7\%.$$

Література

- Павлидис Т. Алгоритмы машинной графики и обработки изображений. Пер. с англ. Н.Г. Гуревич. Москва: Радио и связь, 1986, 400 с.
- Luc Decker. Segmentation d'images Approche region par analyse multi-echelle et multi-resolution. Memoire de stage. Universite Louis Pasteur - Strasbourg, Juin 1995.
- L.Ji, J.Piper. Fast homotopy-perserving skeletons using mathematical morphology. IEEE PAMI, V. 14, No 6, pp. 653-664.

