

Метод регулювання контрастності напівтонових зображень

Роман Воробель, Ігор Журавель

Фізико-механічний інститут НАН України, 290601, Львів, Наукова 5, vorobel@ah.ipm.lviv.ua, тел.(0322) 65 4803

Contrast regulation method of halftoning images. R. Vorobel, I. Zhuravel.

Contrast regulation method which using linear f-equalization is presented. Algorithm including one of four modification moving histogram transformation such as histogram equalization, power or nonlinear intensification, functional transformation of cumulative histogram.

Можливість зміни контрастності зображень є однією з важливих характеристик систем обробки зображень. Зокрема, для цієї мети використовують різні специфічні методи, такі як градаційну корекцію, гістограмні та рангові перетворення, методи нерізкого маскування та перетворення локального контрасту. Особливістю цих методів є те, що при повторному перетворенні зображення з метою зміни його контрасту в порівнянні з отриманим, як правило використовують повторне виконання всіх операцій в повному обсязі. Однак деколи є необхідним отримання серії одних і тих же зображень, тільки з різним контрастом. Це актуальне при дослідженні різних оптичних систем. Тому представляє інтерес такий метод регулювання контрастності зображень, який не вимагав би повного повторення обчислювального процесу.

Для розв'язку поставленої задачі скористаємося підходом, описаним в роботі [1], що полягає в реалізації лінійної еквалізації як часткового випадку f -еквалізації. Перетворення сигналу, при якому його крутизна пропорційна деякій функції від значення локальної гістограми

$$\frac{\Delta F}{\Delta x} = f[H_s(q)]$$

називають f -еквалізацією. Якщо $f[H_s(q)]$ описується лінійною функцією, то можна отримати лінійну f -еквалізацію, для якої

$$f[H_s(q)] = \alpha H_s(x) + \beta.$$

В цьому випадку перетворене зображення представляє собою зважену суму еквалізованого та вхідного зображень

$$y^* = \alpha H_s(q) + \beta x. \quad (1)$$

Якщо прийняти, що $\beta = 1 - \alpha$, то з (1) отримаємо

$$y^* = \alpha H_s(x) + (1 - \alpha)x. \quad (2)$$

Вираз (2) забезпечує використання одного параметра α для регулювання контрастності зображень. Однією з основних його компонент є локальна гістограма $H_s(x)$, значення якої є

результатом ковзного вирівнювання гістограми. Однак можливості методу (2) можна значно розширити, якщо використовувати взамін класичної еквалізації гістограми - вирівнювання функціонально перетвореної гістограми. Розглянемо це на конкретних прикладах.

1. Класичне вирівнювання гістограми. Нехай задане вхідне зображення з яскравостями x елементів, таких що $x_{\min} \leq x \leq x_{\max}$. Елементи перетвореного зображення позначимо через y . Припустимо, що значення y змінюються в діапазоні $y_{\min} \leq y \leq y_{\max}$. Перетворення, що забезпечує формування гістограми з вирівняними значеннями яскравостей, сприяє підвищенню візуальної якості зображень через підсилення контрастності його елементів.

Процедуру видозміни гістограми можна розглядати як монотонне поелементне перетворення $y = F(x)$ вхідних яскравостей x у вихідні яскравості y [2], в результаті якого проходить перерозподіл вхідного розподілу імовірностей $P_x(x)$ в розподіл імовірностей $P_y(y)$, що має задану форму. Очевидно, що при такому підході сума імовірностей всіх рівнів має дорівнювати одиниці. Тобто

$$\int_{x=0}^x P(x) = 1, \quad (3)$$

$$\int_{y=0}^y P(y) = 1. \quad (4)$$

Окрім того для довільного x мають бути однаковою вхідна і перетворена функції розподілу імовірностей. Тобто імовірність того, що яскравість елементів вхідного зображення менша чи рівна x , має дорівнювати імовірності того, що яскравість елементів обробленого зображення буде меншою чи рівною y , де $y = F(x)$:

$$\int_{y_{\min}}^y P_y(y) dy = \int_{x_{\min}}^x P_x(x) dx \quad (5)$$

де $P_x(x)$ і $P_y(y)$ - густина яскравості x у відповідно. Інтеграл у правій частині рівності визначається розподілом імовірностей для вхідного

зображення і представляє собою функцію розподілу імовірностей $P_x(x)$ вхідної змінної x . Отже,

$$\int_{y_{\min}}^y P_y(y) dy = P_x(x). \quad (6)$$

У випадку вирівнювання гістограми

$$P_y(y) = \frac{1}{y_{\max} - y_{\min}}$$

в межах $y_{\min} \leq y \leq y_{\max}$. З врахуванням (6), отримуємо

$$y = y_{\min} + (y_{\max} - y_{\min}) P_x(x). \quad (7)$$

Оскільки

$$P_x(x) = \int_{x_{\min}}^x P_x(x) dx,$$

то з (7) отримаємо

$$y = y_{\min} + (y_{\max} - y_{\min}) \int_{x_{\min}}^x P_x(x) dx. \quad (8)$$

Через те, що для конкретних цифрових зображень розподіл імовірностей зображень замінюється розподілом частот, а густина розподілу імовірностей - гістограмою $H(x)$ частот рівнів яскравостей, то можемо переписати (8) у вигляді

$$y = y_{\min} + (y_{\max} - y_{\min}) \sum_{x=x_{\min}}^x H(x) \quad (9)$$

2. Степенева інтенсифікація гістограми. В роботі [3] описаний алгоритм ступеневої інтенсифікації, що є одним із методів амплітудних перетворень і узагальнює метод вирівнювання гістограми елементів зображень за величиною відеосигналу [4]. Для цього випадку встановлено, що при ступеневій залежності крутизни функції перетворення від амплітуди сигналу, вираз для адаптивного амплітудного перетворення такий:

$$y = y_{\min} + (y_{\max} - y_{\min}) \frac{\sum_{x=x_{\min}}^x H^\alpha(x)}{\sum_{x=x_{\min}}^{x_{\max}} H^\alpha(x)}. \quad (10)$$

Аналіз перетворення (10) показує [4], що:

- 1) при $\alpha = 0$ реалізується лінійний розтяг шкали значень відеосигналу;
- 2) при $\alpha = 1$ отримується формула еквалізації гістограми (9);
- 3) при $\alpha > 0$ збільшується контраст на рівнях значень відеосигналу, що часто зустрічаються, причому тим більше, чим більший степінь α ;
- 4) при $\alpha < 0$ моди гістограми стискаються, при цьому на зображенні виділяються області, аналогічні до тих, що отримуються при квантуванні зображення

за модами гістограми розподілу елементів зображення за величиною відеосигналу [4].

3. Нелінійна інтенсифікація гістограми. За аналогією з ступеневою інтенсифікацією, нелінійна інтенсифікація полягає у формуванні нелінійної залежності крутизни функції перетворення від амплітуди сигналу. Для таких перетворень використовуватимемо однозначні функції $F(H)$. Тоді вираз, що описує вказане узагальнене перетворення, буде таким:

$$y = y_{\min} + (y_{\max} - y_{\min}) \frac{\sum_{x=x_{\min}}^x F[H(x)]}{\sum_{x=x_{\min}}^{x_{\max}} F[H(x)]}. \quad (11)$$

4. Функціональні перетворення кумулятивної гістограми. Основою цього методу [5], перетворень є кумулятивна гістограма $CH(x)$, яку нелінійно перетворюють

$$CH^*(x) = F[CH(x)]. \quad (12)$$

Функція перетворення має бути однозначною і задовольняти умовам

$$CH \in [0,1]; F(CH) \geq CH; F(CH) \in [0,1].$$

Для перетворення використовують функції $(CH)^{a/b}$, $\ln(1 + CH)$, $1 - \exp(-nCH)$, $1 - (1 - CH)^{a/b}$ та інші.

Експериментальне моделювання запропонованих алгоритмів регулювання контрастності зображень підтвердило їх ефективність.

1. Ким В., Ярославский Л.П. Ранговые алгоритмы обработки изображений. Рук. деп. в ВИНТИ 30.05.85 г. №3793-85 Деп. М., 1985.-40с.
2. Прэрт У. Цифровая обработка изображений. - М.: Мир, 1982. - 790 с.
3. Беликова Т.П., Ярославский Л.П. Использование адаптивных амплитудных преобразований для препарирования изображений. - Вопросы радиоэлектроники. Сер. общетехн., 1974, вып. 14. - С. 88-95.
4. Беликова Т.П., Ярославский Л.П. Препарирование изображений в диалоговом режиме в задачах медицинской диагностики и исследования природных ресурсов. Автотметрия, 1980. № 4. - С. 66-75.
5. Воробель Р.А. Метод адаптивного підсилення напівтонових зображень. Обробка сигналів і зображень та розпізнавання образів. Праці. Перша Всеукраїнська конференція. Україна, Київ, 17-21 листопада 1992 р. УкрОБРАЗ'92. К.: ІК АН України, 1992. - С. 183-185.

Про один підхід до побудови методів підсилення контрастності зашумлених зображень

Роман Воробель, Наталія Отур

Фізико-механічний інститут НАН України, 290601, Львів, Наукова 5, vorobel@ah.ipm.lviv.ua, тел.(0322) 65 4803

About one way to design the contrast enhancement method of noise images. R. Vorobel, N. Oтур.

Contrast enhancement method which combine removal noise from image and increase the contrast simultaneously is proposed. The procedure is based on the Gordon's method and on the adaptive selection of an appropriate inner trimmed mean according to local measurements of the tailbehavior of the noise process.

Наявність шумів знижує контрастність зображення, зменшує можливість розрізнення дрібних деталей, порушує розподіл градацій яскравості в заданому динамічному діапазоні. Вплив шумів можна мінімізувати, використовуючи класичні методи лінійної і нелінійної фільтрації. Однак, усуваючи шуми, часто необхідно підвищити ще й контрастність зображення. Застосувавши відомі методи підвищення контрастності зображення після усунення шумів, вдруге перетворюємо первинну інформацію. Цієї двоетапності можна уникнути, використовуючи для підвищення контрастності метод Гордона, який базується на безпосередньому визначенні локального контрасту в точці, його нелінійному підсиленні, та відновленні зображення з поліпшеним контрастом. Підставою для усунення двоетапності є особливість цього методу: для визначення контрастності елементів зображення використовуються оцінки їх яскравості, а саме середньоарифметичні значення яскравостей у двох околах. Проте у випадку, коли зображення зашумлене, то використання методу Гордона призводить не до підвищення контрастності, а до розмиття границь об'єктів зображення. Пропонуємо підхід, який дозволяє усунути цей недолік.

Метод Гордона[5] підвищення контрастності зображення. У методі, запропонованому Гордоном, локальний контраст в точці (елементі зображення) з координатами (k, l) визначається за формулою:

$$C_{k,l} = \frac{|L1 - L2|}{L1 + L2}, \quad (1)$$

де

$$L1 = \frac{1}{n^2} \sum_{(i,j) \in W1} L_{i,j}, \quad L2 = \frac{1}{m^2} \sum_{(i,j) \in W2} L_{i,j}, \quad (2)$$

а $m = 3n$, $n > 1$. Тут $L1$ та $L2$ є усередненими значеннями яскравостей $L_{i,j}$, що попадають в ковзні квадратні околі $W1$ і $W2$ з центром в елементі з координатами (k, l) . Причому $W1$ - це внутрішній окіл з

стороною в n елементів, а $W2$ - зовнішній, з стороною в m елементів.

Визначене за формулою (1) числове значення контрасту, нелінійно підсилюється, враховуючи закони зорового сприйняття, шляхом перетворення

$$C_{k,l}^* = F(C_{k,l}), \quad (3)$$

де $F(C_{k,l})$ - нелінійна опукла монотонна функція, що задовольняє умовам

$$C_{k,l} \in [0,1], \quad F(C_{k,l}) \geq C_{k,l}, \\ F(C_{k,l}) \in [0,1]. \quad (4)$$

Переліченим умовам (4) задовольняють степеневі, логарифмічні, тригонометричні та інші функції [6,7]. Зокрема для перетворення можуть використовуватися функції:

$$F(C_{k,l}) = (C_{k,l})^{r/d}, \quad \text{де } r \leq d;$$

$$F(C_{k,l}) = \ln(1 + 3 * (C_{k,l}));$$

$$F(C_{k,l}) = 1 - \exp(-3 * (C_{k,l})).$$

Відновлення ж зображення здійснюється шляхом обчислень нового значення $L1^*$ за виразом, що випливає з формули (1), в якій первинне значення контрасту $C_{k,l}$ замінене на підсилене значення $C_{k,l}^*$:

$$L1^* = \begin{cases} L2 \cdot \frac{1 - C_{k,l}^*}{1 + C_{k,l}^*} & \text{при } L1 \leq L2, \\ L2 \cdot \frac{1 + C_{k,l}^*}{1 - C_{k,l}^*} & \text{при } L1 > L2. \end{cases} \quad (5)$$

Модифікований метод Гордона для підвищення контрастності зашумлених зображень. В залежності від типу зображення, мети його перетворення, вибирається вигляд виразів для визначення $L1$ і $L2$. Якщо зображення не зашумлені, то підвищити контрастність дрібних деталей можна через корекцію контрастності в точці, використавши вирази запропоновані в [5,8]. Коли зображення не сильно зашумлені, а потрібно підсилити контрастність границь об'єктів, то для визначення $L1$ і $L2$ доцільно застосовувати вирази, що запропоновані в [7].

$$L1 = L_{i,j} \quad (W1=1 \times 1)$$

$$L2 = \left(\sum_{(i,j) \in W2} \Delta_{i,j} \times L_{i,j} \right) / \left(\sum_{(i,j) \in W2} \Delta_{i,j} \right),$$

де $\Delta_{i,j}$ - величина, що характеризує виділення границь і може бути обчислена, використовуючи оператори Лапласа, Собеля і інші, які не дуже чутливі до шумів. У найпростішому випадку

$$\Delta_{i,j} = L_{i,j} - \frac{1}{n^2} \sum_{(i,j) \in W1} L_{i,j}$$

У випадку ж зашумлених зображень метод Гордона частково усуває шуми, через використання усереднених значень яскравостей $L1$ і $L2$, але при цьому розмиває границі об'єктів. Якщо ж розглядати елементи зображення, які попадають в околу $W1$ і $W2$ як реалізації випадкових процесів, то в теоретико-ймовірнісній моделі такого зображення кожна з них виступає як значення деякої випадкової величини $X1$ та $X2$ відповідно. При такому трактуванні відповідні середні арифметичні значення виступають як наближені значення математичного сподівання $M(X)$ випадкової величини X , тобто як ймовірнісної характеристики випадкового процесу. Тоді вираз (1) можна представити як

$$C_{k,l} = \frac{|M(X1) \cdot M(X2)|}{M(X1) + M(X2)} \quad (6)$$

де $M(X1)$, $M(X2)$ - математичні сподівання (МС) випадкових величин, що формуються околами $W1$ і $W2$ відповідно. Однак відомо [9], що немає універсальних оцінок статистичних характеристик, що придатні до широкого класу процесів та умов. Використовувані оцінки математичного сподівання, такі як середньоарифметичні значення (2) оптимальні для чисел, розподілених за нормальним законом і неадекватні для рівномірно розподілених чисел, а також при наявності кореляції між відліками нормально розподіленого стаціонарного випадкового процесу, і тим більше у випадках довільного розподілу випадкового процесу чи при спотвореннях його в інформаційно-вимірювальних системах до обробки. Тому значний інтерес складають прості способи непараметричного оцінювання ймовірнісних характеристик [9-11], зокрема МС. Такими оцінками МС, а значить і способами обчислення величин $M(X1)$ і $M(X2)$, можуть бути зрізане середнє [10-12], а також оцінки, що є в основі сігма-фільтру [13,14] або ж комбінованих фільтрів [3,15]. Оскільки в телевізійних зображеннях найбільш частим дефектом є імпульсні завади, які виникають при передачі відеосигналу по цифрових каналах зв'язку, в цифрових телевізійних системах з імпульсно-кодуючою модуляцією, в радіоканалах з нелінійними видами модуляції та ін. [16-18], то далі розглянемо проблему підвищення контрастності зображень саме з імпульсним точковим шумом. Для спрощення подальші викладки будемо проводити тільки для внутрішнього околу $W1$. Ідентичними будуть вирази і

для зовнішнього околу $W2$. Розглянемо детальніше запропоновану модифікацію методу Гордона та ін. [6], яка полягає у використанні для визначення контрасту взамін виразу (1) виразу (6), що використовує оцінки МС, а саме зрізане середнє та оцінку на основі сігмового критерію.

Оцінкою МС на основі зрізаного рангового ряду є зрізане середнє $trm\{h(n,n)\}$, яке визначається як:

$$M(X1) = trm\{h(n,n)\} = \frac{1}{n^2 - 2 \cdot r} \sum_{i=r+1}^{n^2-r} h_i(n,n) \quad (6)$$

де $h_i(n,n)$ - члени варіаційного ряду, побудованого для елементів околу $W1$, впорядковані по зростанню; r - кількість членів варіаційного ряду, що відкидаються як з його початку так і з кінця.

Якщо значення елементів на початку або в кінці варіаційного ряду різко відрізняються за величиною, то для визначення r використовують критерії Ірвіна, Граббса [14], Діксона [19], а також сігмові критерії [13,14,20].

На основі сігмових критеріїв побудовані і сігма-фільтри [13,14]. Суть сігма-фільтру полягає в тому, що з околу W вибираються для усереднення тільки ті елементи L_{ij} , значення яких попадають в діапазон $(M(X) - \delta, M(X) + \delta)$, де

$$M(X) = \frac{1}{n^2} \sum_{(i,j) \in W1} L_{i,j}, \quad \delta = \sigma, 2\sigma, 3\sigma;$$

σ - середньоквадратичне відхилення

$$\sigma = \frac{1}{n^2 - 1} \sqrt{\sum_{(i,j) \in W1} (L_{i,j} - M(X))^2}$$

Якщо $\delta = \sigma$, то 67.5% елементів, які знаходяться в околі W , потрапляють в інтервал $(M(X) - \sigma, M(X) + \sigma)$. Якщо ж $\delta = 2\sigma$, то 95% всіх елементів потрапляє в інтервал $(M(X) - 2\sigma, M(X) + 2\sigma)$. Часто вибирають $\delta = 2\sigma$ [14].

Фільтри ковзного середнього усувають шуми, які мають малу дисперсію, але й велику ймовірність появи; медіанні ж фільтри краще усувають імпульсний шум, у якого велика дисперсія викидів, але мала ймовірність їхньої появи [3]. Тому застосовуються також комбіновані фільтри, які використовують порядкові статистики [15]. Вживши запропоновані в цій роботі оцінки для обчислення МС $M(X1)$ і $M(X2)$, можна покращити зображення певного типу. Для прикладу розглядався випадок, коли зображення спотворене нормально розподіленим імпульсним точковим шумом. Була проведена обробка тестового зображення деталі розміром 201×181 [21], спотвореного

псевдовипадковим гаусівським 6% точковим шумом з математичним сподіванням $M(X)=127$ і $\sigma = 255$. При визначенні величин $M(X1)$ і $M(X2)$ використовували сігма фільтр. Для підсилення контрасту застосовувалось степеневе перетворення $C_{k,l}^* = C_{k,l}^{0.6}$. За критерій відкидання найменших і найбільших елементів, які вважалися спотворені шумом, вибирали сігмовий критерій [14]. Тестове зображення оброблялось сігма-фільтром з вікном (3x3), а потім підвищувався контраст методом Гордона ($W1=3x3$; $W2=9x9$). Цим було реалізовано двоетапну обробку вхідного зображення. Для порівняння ефективності нового підходу була проведена обробка зашумленого зображення запропонованим методом з такими ж розмірами областей $W1$ і $W2$ та функцією нелінійного перетворення контрасту, але МС $M(X1)$ і $M(X2)$ визначались за формулами

$$M(X1) = \text{trm}_{(n,n) \in W1} \{h(n,n)\} = \frac{1}{n^2 - 2 \cdot \sigma_1} \sum_{i=\sigma_1+1}^{n^2-\sigma_1} h_i(n,n),$$

$$M(X2) = \text{trm}_{(m,m) \in W2} \{h(m,m)\} = \frac{1}{m^2 - 2 \cdot \sigma_2} \sum_{i=\sigma_2+1}^{m^2-\sigma_2} h_i(m,m),$$

де σ_1 і σ_2 – середньоквадратичні відхилення яскравостей в областях $W1$ і $W2$

Порівняння результатів тестувань у випадку, коли зашумлене зображення оброблялось сігма фільтром, а потім методом Гордона і це ж зашумлене зображення, оброблене запропонованим методом, видно, що запропонований метод добре усуває шуми і підвищує контрастність, стає видима структура поверхні деталі.

1. Прэтт У. *Цифровая обработка изображений*. - М.: Мир, 1982. - 790 с.
2. Тьюки Дж. *Анализ результатов наблюдений. Разведочный анализ*. - М.: Мир, 1981. - 684 с.
3. Justusson В.І. *Median filtering: statistical properties/ Two-dimensional digital Signal processing II. Transforms and median filters*. Ed. T.S.Huang. Springer-Verlag, New York, 1981. - P.161-196.
4. Ярославский Л.П. *Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии. Введение в цифровую оптику*. М.: Радио и связь. - 1987. - 296 с.
5. Gordon R. Rangayan R.H. *Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhood*// Applied optics.-1984.-23.-P.560-564.
6. Dhaawan A.P., Buelloni G., Gordon R. *A Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhood image processing*// IEEE

transactions on medical imaging.- 1986. -5, N2.- P8-15.

7. Begdadi A., Negrate. *Contrast enhancement technique based on local detection of edges*// Computer vision, graphics and imaging processing. - 1989. -46, N2. - P.162-174.
8. Воробель Р.А., Опир Н.В. *Підвищення ефективності методу Гордона для підвищення контрастності зображень*//Відбір і обробка інформації.-1997.-Вип.11. - С.100-103.
9. *Устойчивые методы обработки результатов измерений* /Г.В.Стогнов, А.В. Мак-шанов, А.А.Мусаев. Зарубежная радиоэлектроника, 1982. №9, С.3-46.
10. *Микро-ЭВМ в информационно-измерительных системах*/ С.М. Перкеверткин, Н.И. Гаранин, Ю.Н. Костик, И.И. Мироков- М.: Машиностроение,1987.-С.3-46.
11. Гильбо Е.П.,Челпанов И.Б. *Обработка сигналов на основе упорядоченного выбора*. М: Сов.радио, 1976.- 344с.
12. Piestrepo A. and Bobik A.C. *Adaptive trimmed mean filters for image restoration* //IEEE. Trans. on Acoust. Speech and Signal Proc. - 1988. - Vol. ASSP-36. P.1326-1327.
13. Lee J.-S. *Digital image smoothing and the sigma filter*//Computer vision, graphics and image processing. 1983.-v.24.-№2. -P.255-269.
14. Степнов М.Н. *Статистическая обработка результатов механических испытаний*. М.: Машиностроение, 1972. - 232 с.
15. Бронников А.Б., Воскобойников Ю.Е. *Комбинированные алгоритмы нелинейной фильтрации зашумленных сигналов и изображений*. Автометрия. 1990. N 1, С.21-26.
16. Виленчик Л.С. *Искажения в цифровом телевидении*. Труды НИИР, 1977, №2, С.36-40.
17. *Цифровое кодирование телевизионных изображений*. Цуккерман И.И., Кац Б.М., Лебедев Д.С. М.: Радио и связь, 1981.-240с.
18. Чочиа П.А. *Цифровая фильтрация импульсных помех на телевизионных изображениях*. Техника средств связи. Техника телевидения. 1984, вып.1.- С.26-35.
19. Дейвид Г. *Порядковые статистики*. М.: Наука, 1979. - 336с.
20. Чочиа П.А. *Обработка и анализ изображений на основе двухмасштабной модели*. (Препринт). - Москва, ИППИ АН СССР, 1986. - 69 с.
21. <http://www.eecs.wsu.edu/~irl/3DDB/RID/Isolated/RID-block1.html>

1. P. 162-174. **8. Bogodan P.A., Orlov H.B.** *Известия Академии наук СССР, Технические науки, 1987, № 10, с. 162-174.*

2. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

3. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

4. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

5. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

6. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

7. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

8. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

9. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

10. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

11. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

12. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

13. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

14. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

15. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

16. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

17. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

18. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

19. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

20. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

1. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

2. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

3. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

4. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

5. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

6. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

7. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

8. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

9. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

10. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

11. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

12. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

13. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

14. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

15. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

16. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

17. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

18. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

19. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

20. *Journal of the Optical Society of America, 1987, Vol. 7, No. 10, p. 162-174.*

ПІДВИЩЕННЯ ШВИДКОДІ ФРАКТАЛЬНОГО МЕТОДУ СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ

Кожем'яко В.П., Майданюк В.П., Жуков К.М., Бікбаєв Р.Х., Савчук В.М.

Фрактальний метод стиснення зображень відрізняється тим, що дозволяє отримувати коефіцієнти стиснення, які значно перевищують всі відомі до цього методи [1, 2, 3].

Процес фрактального стиснення заснований на твердженні, що зображення мають афінну надлишковість. Існують набори афінних коефіцієнтів, які описують обертання, стиснення, розширення тощо. Математично було доведено, що фрактальну версію вхідного зображення завжди можна відновити за допомогою його афінних коефіцієнтів [1]. Стиснення зображення фрактальним методом включає такі етапи:

1. Зображення розділяється на примикаючі одна до одної області розміром $p \times p$ (рангові області).

2. Задається набір доменних областей. Доменні області можуть перекриватись, вони не повинні обов'язково закривати всю поверхню зображення. Розміри доменних областей звичайно вибирають $2n \times 2n$.

3. Для кожної рангової області підбирається така доменна область, яка після афінних перетворень найбільш точно апроксимує рангову область. Точність апроксимації визначається за допомогою середньоквадратичного критерія:

$$\delta(D, R) = \sqrt{\sum_{i,j} (D(i,j) - R(i,j))^2}$$

Так як розміри сторін доменної області в два рази більші рангової, то відліки $D(i,j)$ отримують шляхом усереднення по примикаючим квадратам з розмірами сторін 2×2 .

4. Параметри афінного перетворення стискаються і записуються в вихідний файл. Для кожної рангової області записуються такі параметри:

- координати доменної області з найменшою відстанню $\delta(D, R)$;
- середня різниця між цією доменною і ранговою областю;
- номер афінного перетворення [2].

Процес фрактального перетворення асиметричний, тобто процес декодування не є простою інверсією процедур стиснення і вимагає значно менше

часу для його виконання, що дає можливість уже тепер використовувати цей метод для зберігання зображень на компакт-дисках та інших носіях. Декодування стисненого зображення носить ітераційний характер і складається з таких етапів:

1. Створюються два зображення однакового розміру А і Б. Розмір цих зображень не обов'язково рівний розміру початкового зображення, початковий рисунок областей А і В будь-який.

2. Зображення Б розбивається на рангові області так як на першій стадії процесу стиснення. Для кожної рангової області зображення Б виконується афінне перетворення відповідної доменної області зображення А, і результат поміщається в Б.

3. Виконуються операції ідентичні попередньому пункту, тільки зображення А і Б міняються місцями.

4. Багатократно повторюються другий і третій кроки до тих пір поки зображення А і Б не стануть нерозрізними.

Точність декодування зображення залежить від точності афінного перетворення, коефіцієнти якого обчислювалися під час стиснення.

Основним недоліком цього методу є низька швидкість кодування, яка пов'язана з тим, що для отримання високої якості зображення для кожної рангової області необхідно виконати перебір всіх доменних областей з кроком «1» або «2», причому для кожної доменної області необхідно виконати не менше восьми афінних перетворень. Експерименти, проведені на комп'ютері з процесором Pentium для зображення 320×200 з глибиною 8 біт/піксель і кроком перебору доменних областей рівним «2» показали, що для стиснення необхідно близько 3 год. Тому актуальним є проведення досліджень з пошуку критеріїв, які дозволяють швидко виконувати відбір доменних областей без перебору всіх афінних перетворень.

Попередня оцінка відстані між доменним та ранговим блоками в даній роботі визначалась таким чином. Кожний доменний блок оброблявся двома градієнтними операторами для виділення горизонтальної та вертикальної контурної компоненти зображення:

$$Dx(i,j) = f(i,j) - f(i,j-1),$$

$Dy(i,j) = f(i,j) - f(i-1,j)$,
або в матричному вигляді:

$$D_x = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad D_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

По кожній контурній компоненті в межах кожної доменної області формувалась сума модулів значень відліків:

$$S_{xk} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n |D_x(i,j)|,$$

$$S_{yk} = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n |D_y(i,j)|,$$

де k - номер відповідного домена.

На основі обчислених значень S_{xk} та S_{yk} будується дерево наступної структури (рис. 1):

1. Перший рівень містить «менші» значення обчислених S_{xk} або S_{yk} .
2. Другий рівень складають відповідні «меншим» «більші» значення S_{xk} або S_{yk} .
3. Третій рівень містить координати відповідних доменів.

«Менші»

(S_{xk} або S_{yk})

«Більші»

(S_{xk} або S_{yk})

Координати
домена

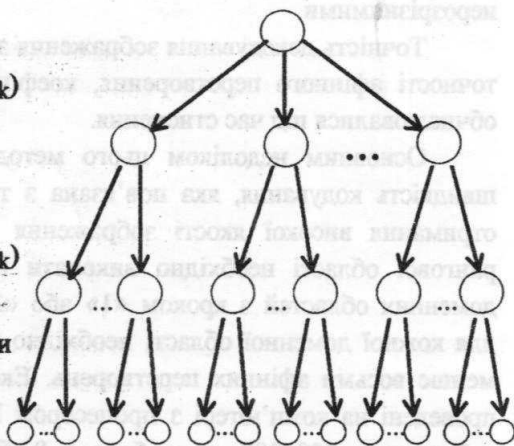


Рис. 1. Пошук координат домена по дереву.

Немає значення чи є менша з величин вертикальною складовою чи горизонтальною (аналогічно і для більшої величини), оскільки у процесі підбору використовуються афінні перетворення повороту і дзеркального відображення.

Кожний ранговий блок також оброблявся аналогічним чином. Формувались суми S_x та S_y і відповідно їх величинам вибирались доменні блоки (рис. 1) з близькими значеннями цих параметрів

(нижня границя порогу [8]). Для кожного вибраного доменного блоку виконувалась обробка характерна для фрактального методу [1]. Так як відібраних блоків може бути в сотні раз менше загальної кількості доменних блоків, то вигаши у швидкодії значний.

Результати досліджень швидкісного фрактального стиснення приведені в таблиці 1.

Таблиця 1

Часові параметри при фрактальному стисненні

Розмір рангового блоку	Крок вибору доменного блоку	Час роботи програми при переборі всіх доменних блоків (хв)	Час роботи оптимізованого варіанта програми (хв)	Оцінка якості зображення (балів)
5x5	2	189	9	4,5-5

Тобто без помітного зниження якості зображення, швидкодія зросла майже в 20 разів.

ВИСНОВКИ

1. Запропоновано в якості попередньої оцінки відстані між доменним та ранговим блоками суму значень модулів відліків горизонтальної та вертикальної контурних компонент.

2. Дослідження розроблених алгоритмів швидкісного фрактального стиснення показали, що швидкість кодування збільшується майже в 20 разів.

ЛІТЕРАТУРА

1. Барнсли М., Ансон Л. Фрактальное сжатие изображений // Мир ПК. 1992. - N 10. - С. 52-58.
2. Збарянский С. Фрактальное сжатие изображений // Компьютеры+программы. - 1997. - N 6. - С. 16-22.
3. Азарова А.О. Обработка графической информации на основе фрактальных перетворень // Вісник ВПШ. - 1995.- N 2. - С. 35-38.

ПОБУДОВА ОЗНАК ЗА ДОПОМОГОЮ ОБЕРТАННЯ ОБ'ЄКТА НАВКОЛО ОСІ

Ростислав Косаревич

Фізико-механічний інститут ім. Г.В. Карпенка НАН України, 290601, м. Львів,
вул. Наукова 5, тел.: (0322) 65-45-30, e-mail: dep32@ah.ipm.lviv.ua

Пропонується новий спосіб побудови системи ознак об'єкта інваріантних до афінних перетворень. Ця система ознак утворюється при обертанні об'єкта навколо його центру площі. Розглянуті приклади систем ознак для елементарних об'єктів.

ВСТУП

Кожен об'єкт реального світу має геометричну форму. Крім інших характеристик таких як, наприклад, колір, маса, запах - форма об'єкта та ознака, котра можливо є найбільш інформативною.

Основним завданням в багатьох системах машинного зору є розпізнавання форми об'єкта на зображенні та опис всього зображення. Розпізнавання форми відбувається, як правило, шляхом побудови її опису, тобто формі об'єкта ставиться у відповідність деяка множина чисел, а потім відбувається класифікація, відповідно до величин цих чисел. Також форма об'єкта може бути представлена як множина примітивів. Тоді для розпізнавання форми використовуються структурні методи.

Розпізнавання форми є простим завданням для людини, але все ще залишається досить важким для ЕОМ. Після того як об'єкт повернути на деякий кут або перенести розпізнавання форми стає все більш і більш важчим. Тому і далі є потреба в знаходженні простих, таких що не вимагають багато часових затрат, високоточних методах для розпізнавання форми.

До цього часу запропоновано велике число способів опису форми об'єкта. Павлідіс поділяє такі описи на зовнішні та внутрішні для того щоб розділити ті, що побудовані на основі дослідження границі і ті, що досліджують всю площу форми об'єкта [1].

До зовнішніх можна віднести описи побудовані на основі: ланцюгових кодів Фрімена, перетворення Фур'є, авторегресивних моделей, полярного представлення, синтаксичного підходу [2-8]. До внутрішніх описів відносять: побудову скелету форми об'єкта, обчислення моментів різних порядків [9-11].

Представлену роботу можна віднести до зовнішніх методів опису форми об'єкта, оскільки запропонована система ознак є результатом відслідковування зміни величини проєкцій радіус-

векторів, проведених з центру площі об'єкта до точок контуру з максимумом локальної кривизни, при обертанні об'єкта навколо його центру площі.

ПОБУДОВА ОЗНАК

Для побудови системи ознак на етапі попередньої обробки зображення об'єкта потрібно вибрати відповідний поріг для бінаризації зображення і далі за допомогою градієнтних операторів виділити контур об'єкта. Наступний крок - відслідковування контурних точок і виділення серед них точок з максимумом локальної кривизни.

Нехай результатом описаних вище дій є довільний чотирикутник ABCD (рис. 1). Його контур замкнена ламана, що складається з чотирьох відрізків AB, BC, CD, DA і нехай O - центр площі обмеженої чотирикутником.

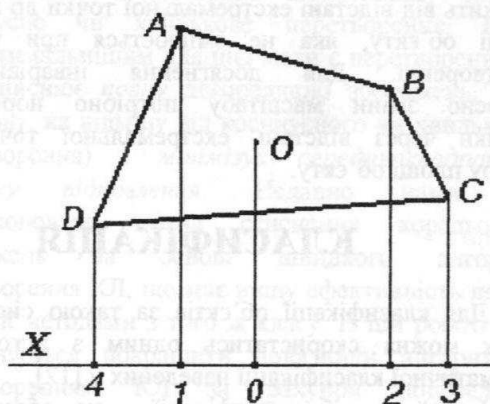


Рис. 1

Максимум локальної кривизни знаходиться у вершинах A, B, C, D. Спроєктуємо ці вершини і центр площі на горизонтально розташовану вісь X. Позначимо проєкції цих точок на вісь X цифрами 0, 1, 2, 3, 4. За початок відріку на осі X візьмемо проєкцію центру площі O чотирикутника. Відстані від проєкцій точок до початку відріку є проєкціями відстаней точок A, B, C, D до центру площі об'єкта.

Систему ознак сформуємо наступним чином: будемо обертати чотирикутник ABCD навколо точки O, наприклад, за годинниковою стрілкою і відслідковувати зміну відстаней точок 1, 2, 3, 4 на осі X до початку відріку. Цю зміну можна зобразити графічно (рис. 2).

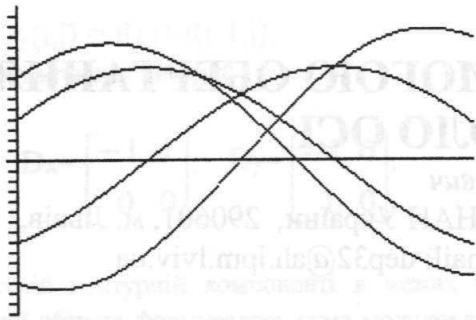


Рис.2

Для чотирикутника отримаємо чотири графіки. Легко бачити, що кожен графік на рис.2 можна виразити аналітично за допомогою функцій $\cos(x)$ або $\sin(x)$. Після цього параметри функцій та співвідношення між ними можна використати для побудови системи ознак об'єкта. Наприклад: в якості ознак можна вказати взаємне розташування точок максимумів і мінімумів, точок перетину осі графіками. Так на рис. 3, де побудовані графіки зміни величин проекцій радіус-векторів точок максимуму локальної кривизни до початку координат для квадрата легко зауважити, що максимум для одних функцій відповідає нульовим значенням інших.

Така система ознак інваріантна до переміщення об'єкту, оскільки система координат пов'язана із центром площі об'єкта; до поворотів об'єкту, оскільки криві на рис.2,3 періодичні і період залежить від відстані екстремальної точки до центру площі об'єкту, яка не змінюється при такому перетворенні. Для досягнення інваріантності відносно зміни масштабу потрібно нормувати графіки через відстань екстремальної точки до центру площі об'єкту.

КЛАСИФІКАЦІЯ

Для класифікації об'єктів за такою системою ознак можна скористатись одним з алгоритмів автоматичної класифікації наведених у [12].

Інший спосіб класифікації - це обчислення похибки між графіками і порівняння її з наперед заданим порогом. Наприклад, розглянемо два чотирикутники один з яких слугуватиме за представника класу, інший за невідомий об'єкт. Потрібно вказати чи належить цей об'єкт до класу представника. Маємо по чотири графіки. Вибираємо величину порогу. Кожен графік вхідного об'єкту порівнюємо з кожним графіком представника класу. За критерій можна вибрати добре відомий мінімум середньоквадратичної похибки. Якщо для всіх відповідних графіків вхідного об'єкту величина похибки не перевищує заданий поріг, то вважаємо, що вхідний об'єкт належить до того ж класу, що і представник. Таке застосування критерію мінімуму середньоквадратичної похибки можливе завдяки періодичності графіків. Два графіки можна порівнювати, якщо починати, наприклад, з точки

максимуму.

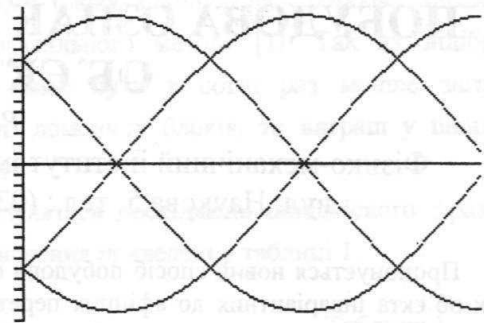


Рис.3

ВИСНОВКИ

1. Запропонована система ознак є інваріантною до афінних перетворень простору зображень об'єкта.
2. Результати проведених експериментів показали високу достовірність розпізнавання.

ЛІТЕРАТУРА

1. T.Pavlidis, "Algorithms for shape analysis of contours and waveforms", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell. PAMI-2, 301-312 (1980).
2. Freeman H., "On the encoding of arbitrary geometric configuration", IRE Trans. Elec. Comp., EC-10, 260-268. (June 1961)
3. Freeman H., "Techniques for the digital computer analysis of chain-encoded arbitrary plane curves", 1961, Proc. Natl. Elec. Conf., 18, 312-324 (1961).
4. C.T. Zahn and R.Z.Roskies, "Fourier descriptors for plane closed curves", IEEE Trans. Computers C-21, pp.269-281 (1972).
5. E. Person and K.S. Fu, "Shape discrimination using Fourier descriptors", IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics SMC-7, pp. 170-179 (1977).
6. S.R. Dubois and F.H. Glanz, "An autoregressive model approach to two-dimensional shape classification", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell., vol. 8, no.1, pp.55-66, (1986).
7. A. Blumenkrans, "Two-dimensional object recognition using a two-dimensional polar transform", Pattern Recognition, vol. 24, pp. 879-890 (1991).
8. I. Pitas, and A.N. Venetsanopoulos, "Morphological shape decomposition", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell. vol. 12 no. 1, pp. 38-45 (1990).
9. P.A. Maragos and R.W. Schafer, "Morphological skeleton representation and coding of binary images", IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process. Vol-34., pp. 1228-1244 (1986).
10. S. Dudani et al., "Aircraft identification by moment invariant", IEEE Trans. Comput. C-26, pp. 39-45 (1977).
11. F.W. Smith and M.H. Wright, "Automatic ship photo interpretation by the method of moments", Trans. Comput. C-20, pp. 1089-1094 (1971).
12. Дорофеюк А.А., "Алгоритмы автоматической классификации", Автоматика и телемеханика, №12, 1971.

Стиснення корельованих зображень на основі перетворення Карунена-Лоева з компенсацією рухів

Соловейко О. М., Мусатенко Ю. С., Курашов В. Н.

Лабораторія оптичної обробки інформації, радіофізичний факультет,

Київський університет Тараса Шевченка

Тел. (044) 266-0553; E-mail: vnk@boy.rpd.univ.kiev.ua; WWW: <http://www.rpd.univ.kiev.ua/homes/opl>

В роботі пропонується новий метод стиснення наборів корельованих зображень. Він ґрунтується на недавно розробленому нами алгоритмі стиснення на основі перетворення Карунена-Лоева (КЛ). Для покращення ефективності стиснення пропонується підвищувати ступінь корельованості зображень за допомогою компенсації рухів. Ефективність запропонованого підходу продемонстровано на прикладі стиснення послідовності відеокадрів.

1. ВСТУП

Задача стиснення корельованих зображень виникає в багатьох прикладних об'єктах. Це космічна і аерозйомка в різних довжинах хвиль, зберігання і передача магніторезонансних зрізів в медицині і, нарешті, зберігання і передача відео.

Для стиснення таких типів даних розроблено багато різних алгоритмів. Деякі з них, мають досить широку спрямованість, інші є вузько спеціалізованими. Ці методи відрізняються підходом до усунення кореляцій між зображеннями. Найпоширеніший підхід – це усунути кореляції за допомогою деякого ортогонального перетворення і далі стискати коефіцієнти розвинення. До цього класу відносяться методи з 3D хвильковим (wavelet) перетворенням [1] і запропонований нами метод з перетворенням КЛ [2,3]. До другого класу відносяться методи, що здійснюють декореляцію на основі компенсації рухів і намагаються побудувати одне зображення на основі компенсації рухів в попередньому. Звичайно ці методи використовуються для стиснення відео, як приклад можна назвати стандарт MPEG-2. Проте в роботі [4] продемонстровано, що компенсація рухів може бути застосована і до ширших класів зображень, наприклад, медичних томографічних зрізів, а не лише відео. Третій клас методів являє собою поєднання двох попередніх, а саме, спершу намагаються підвищити корельованість зображень за допомогою компенсації рухів, а потім ортогональним перетворенням добиваються декореляції кадрів. Зрозуміло, що чим вища корельованість зображень, тим більше вони стискаються. Останній підхід є найбільш ефективним. Ефективність застосування компенсації рухів залежить, очевидно, від типу

зображень, але, як було сказано, область її застосування не обмежується лише відео.

В даній роботі пропонується новий метод стиснення корельованих зображень на основі перетворення КЛ з компенсацією рухів, який відноситься до третього класу в наведеній класифікації.

2. СТИСНЕННЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ПЕРЕТВОРЕННЯ КЛ.

Як відмічено вище, використання ортогональних перетворень для усунення кореляцій між ансамблями є досить поширеним підходом. Найчастіше з цією метою використовуються перетворення з швидким алгоритмом, такі як косинусне чи хвилькове перетворення. Проте, найоптимальнішим для цієї мети є перетворення КЛ, яке здійснює повну декореляцію зображень, (а не часткову, на відміну від косинусного чи хвилькового перетворення) і мінімізує середньоквадратичну похибку відновлення. Недавно нами було запропоновано метод стиснення корельованих зображень на основі швидкого алгоритму перетворення КЛ, що має вищу ефективність поряд з іншими методами з того ж класу. В цій роботі нами пропонується покращити показники алгоритму з перетворенням КЛ за рахунок попереднього підвищення кореляцій в оброблюваних зображеннях за допомогою методу компенсації рухів. Метод на основі перетворення КЛ детально описаний в [2,3]. Тут ми згадаємо лише основні його складові:

- Побудова базису КЛ і проектування зображень в цей базис;
- Визначення оптимального ступеня стиснення і втрат для базисних функцій при заданому дозволеному рівні спотворень відновлених зображень;
- Стиснення функцій базису КЛ і збереження коефіцієнтів розвинення.

3. КОМПЕНСАЦІЯ РУХІВ

Для підвищення ефективності наведеного вище методу стиснення ми пропонуємо перед

застосуванням цього алгоритму здійснити компенсацію рухів з метою підвищити кореляцію зображень. Це підвищить ступінь стиснення, що досягається алгоритмом на основі КЛ. Модифікація алгоритму працює наступним чином.

- Фіксується опорне зображення
- Для всіх інших зображень здійснюється компенсація рухів.
- Опорне і компенсовані зображення стискаються за допомогою алгоритму стиснення на основі перетворення КЛ, а інформація про рухи зберігається.

Недоліком методу є втрати, що неминуче вносяться компенсацією рухів, але ступені стиснення результуючих зображень в багатьох прикладних задачах настільки значні, що це не відіграє великої ролі. Для компенсації ми використали метод компенсації рухів трикутниками, що детально описаний в [5].

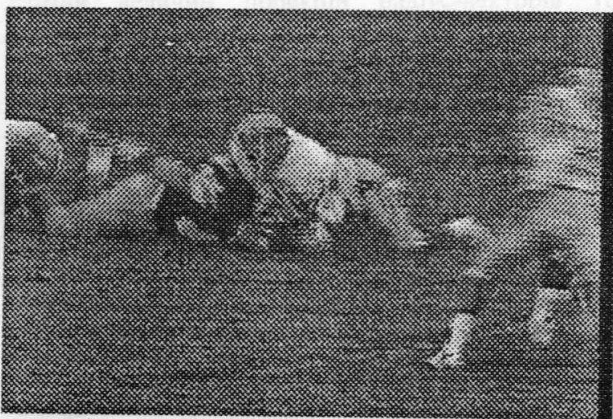


Рис. 1. Приклад зображення з відео послідовності, використовуваної для тестування розглянутих алгоритмів стиснення.

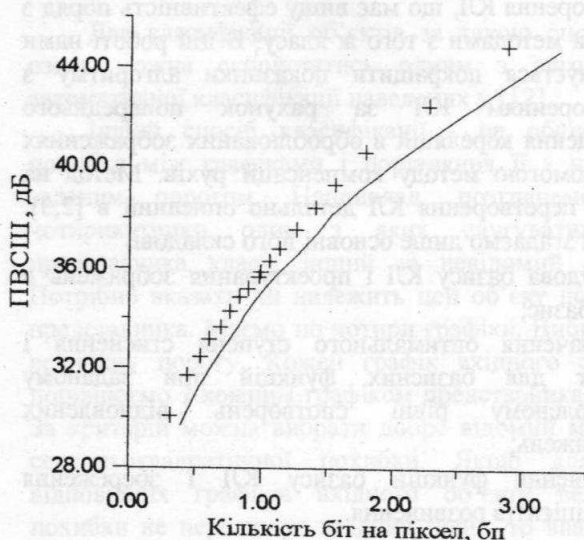


Рис. 2. Залежність ПВСШ від ступеню стиснення для методу на основі перетворення КЛ без компенсації рухів (суцільна лінія) і з компенсацією рухів (знак+).

4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ РЕЗУЛЬТАТИ

Для перевірки ефективності запропонованого методу стиснення на основі перетворення КЛ з компенсацією рухів, ми порівняли його з методом без компенсації. В якості тестового ансамблю ми використали шість послідовних кадрів зі стандартної послідовності для тестування алгоритмів стиснення відео "football". Приклад одного з вихідних зображень наведено на Рис. 1.

Для порівняння методів ми здійснили стиснення з різним ступенем якості. На Рис. 2 наведено залежність середнього значення пікового відношення сигнал/шум (ПВСШ, дБ) від ступеню стиснення (біт на піксел, бп). ПВСШ визначається як

$$\text{ПВСШ} = 20 \log(255/\text{MSE}) \quad (1)$$

де 255 - максимальна амплітуда значень пікселів в зображенні, а MSE - величина середньоквадратичного відхилення пікселів відновленого зображення від оригіналу.

Видно, що застосування компенсації рухів дає вираш в ПВСШ на 1-1.5 дБ. Для зображень з меншими швидкостями руху об'єктів в кадрі величина вирашу є більшою.

5. ВИСНОВКИ

Нами запропоновано новий метод стиснення корельованих зображень на основі перетворення КЛ з компенсацією рухів. Ефективність методу продемонстровано на прикладі послідовності відеокadrів.

ЛІТЕРАТУРА

1. B-J. Kim, Z. Xiong, and W.A. Pearlman, "Very Low Bit-Rate Embedded Coding with 3D Set Partitioning in Hierarchical Trees," *IEEE Trans. Circuits & Systems for Video Technology*, Sept. 1998. (to be published)
2. Yu. S. Musatenko, V.N. Kurashov "Optimal image coding for compression of correlated image sets" *SPIE Proc.*, v.3408, #59, 1998. (to be published)
3. Yu. S. Musatenko, V. N. Kurashov, "Correlated image set compression system based on new fast efficient algorithm of Karhunen-Loeve transform", *SPIE Proc.*, Nov. 1998 (to be published).
4. A. Nostratinia, N. Mohsenian, M. T. Orchard, B. Liu "Interframe Coding of Magnetic Resonance Images", *IEEE Trans. Medical Imag.*, Vol. 15, No. 5, pp. 639-648, Oct. 1996.
5. Nakaya, H. Harashima "An Iterative Motion Estimation Method Using Triangular Patches for Motion Compensation", *SPIE Proc.* Vol. 1605, pp. 546-557, 1991.

ON THE MEDIAN FILTER METHOD

Bardachenko V. F., Koval'chuk L. V.

NAS Institute of Cybernetics
The Center of timer computing systems
40 Academic Hlushkov avenue,
Kyjiv
252022 Ukraine
tel. 266-51-68

ABSTRACT

This article is devoted to different questions, connected with median filter method (MFM). Several methods are described to increase the speed and to improve the accuracy in median filtration processes. Also algorithm is given to choose the optimal neighborhood for each pixel to process it by MFM.

1. INTRODUCTION

The median filter method (MFM) is one of the most popular methods used for removing "shot" noise from images and sound signals.

The median of the $2k-1$ element set is the k -th element in the sorted list of $2k-1$ elements. According to the MFM, the median value of all the pixel values from some array replaces the original center pixel. Denoting the function of the initial pixel values by $g(i,j)$, we obtain the new pixel values by the next formula:

$$m(i,j) = \text{median} \{ g(m,n), (m,n) \in W(i,j) \},$$
where $W(i,j)$ is the neighborhood of the pixel with coordinates (i,j) . The shape of the neighborhood is chosen in depending of image shapes. The most popular neighborhoods are "window" or "cross".

MFM is often more preferable than average filter method (AFM), or linear filter method. MF is more convenient to remove impulse noise. It removes large deviations appearing with small probabilities much better than AF; in this cases variance estimates for MF are better. MF saves the relief borders of pictures when AF cleans the borders and makes them be loosed. MF uses only operation of comparison, hence, it does not give round-off errors that may appear during AF processing. Except that, MF is realized more simply because of using only logic elements, when AF uses the operations of addition and division.

Thanks to this advantages, MF is often used in seismic signal processing, speech processing, computer tomography, medical image processing, location of peaks and so on.

MF is realized more suitable using timer operands ([1]), because working with timer operands on the base of standard binary logic it is sufficiently easy to realize three important functions of logic processing of

timer operands: finding of minimum, maximum and absolute value of difference.

2. ACCURACY IMPROVING

During the image processing by the MFM, we often have to solve the question: what neighborhood should be chosen for the processed pixel (see, for example, [2])? It is clear that this choice depends on the geometry properties of the image. But these properties may be different for different pixels.

So, we have to choose the neighborhood for each pixel individually. Except this, it is not always good to choose such neighborhood that the processed pixel is situated in its center. The results of image processing are often more exactly if it is situated somewhere else (for example, for "window 3x3" type neighborhood we can chose one of the 9 locations for the pixel). Especially it is important during the processing of the image borders or its long narrow parts. The following method gives us the rule how to chose the most suitable neighborhood for the given pixel.

Let us denote

p —the processed pixel;

$i(p)$ — the number value that expresses the intensity (or the color) of the image in the pixel p ;

$V(p)$ — some neighborhood of it.

First of all we have to choose the set

$$U = \{ V_k(p), k = \overline{1, m} \}$$

of the neighborhoods to look for the most suitable one. For example, it may be the set that consists of all the "window 3x3" type neighborhoods (9 elements), all the "cross 3x3" neighborhoods (5 elements) and all the "cross 5x5" neighborhoods (9 elements). For each of this neighborhoods we denote the value that depends on the neighborhood, the pixel and the intensities (or colors) of the elements of the neighborhood.

Let the neighborhood $V(p)$ has n elements $p_l, l = \overline{1, n}$ (including the pixel p). Then the value

$$d(p, V) = \frac{1}{n} \sum_{l=1}^n |i(p) - i(p_l)|$$

we call the average deviation of the intensities (or the colors) for the pixel p and the neighborhood V . Now we

find $d(p, V_k(p))$ for each $V_k(p) \in U, k = \overline{1, m}$. And after that we choose the most suitable neighborhood $\bar{V}(p)$ such that

$$d(p, \bar{V}) = \min \{ d(p, V_k), k = \overline{1, m} \}.$$

For the neighborhood $\bar{V}(p)$ we do processing of the pixel p by MFM.

This is the way to avoid the distortion of the image's borders and its long narrow parts.

3. SPEED INCREASING

Very often it is need to do image processing in real time. For this case we use truncated median (where several least significant digits are replaced by zeros) instead of full median. This expedient essentially decreases the number of quantization impulses in operand and doesn't give us a large error.

Let us assume that we clip least k significant digits in the calculating of n -digital numbers median. Then the maximum error $\delta(n, k)$ obtained in truncated median $M(n, k)$ is find by such expression:

$$\delta(n, k) = \frac{2^k - 1}{2^n - 1} \cdot 100\% \approx 2^{k-n} \cdot 100\%.$$

In the following table the values of $\delta(n, k)$ are given for $n=8$ and $n=16$.

K	N=8	n=16
1	0,39%	0,001%
2	1,17%	0,004%
3	2,75%	0,011%
4	5,88%	0,023%
5	12,16%	0,047%
6	24,71%	0,096%
7	49,80%	0,19%
8	—	0,39%
9	—	0,78%
10	—	1,56%
11	—	3,12%
12	—	6,25%
13	—	12,50%
14	—	25,00%
15	—	50,00%

When we use truncated median $M(n, k)$ instead of full median $M(n) = M(n, 0)$, we essentially decrease the number of quantization impulses.

Denote $i(n)$ the number of quantization impulses for full median $M(n)$ and $i(n, k)$ the number of quantization impulses for $M(n, k)$. Then we obtain such formula:

$$i(n, k) = \frac{2^k - 1}{2^n - 1} i(n)$$

For example, the number of quantization impulses for $M(8, 4)$ is smaller in 17 times; the number of quantization impulses for $M(8, 6)$ is smaller in 85 times in compare with $M(n)$.

Substituting $n=k+1$ in the last formula, we obtain that the maximum error is about 50% of the last significant digit.

The value of truncated median is always smaller than the value of full median. Using this fact we can decrease the value of the maximum error. If we take

$$M(n, k) + 2^{k-1}$$

instead of truncated median $M(n, k)$, the value of maximum error will decrease in two times. It should be noted that during black-and-white image processing by truncated median it is possible to exclude error completely.

4. CONCLUSION

In conclusion we want to say about two others methods to increase the speed in MF-processes: to use "speed" sorting nets with non-parallel connections (see [3]) and to devise the operands into several groups of bits (see [4]).

REFERANSSES

1. Bardachenko V.F. "Conceptual foundation of the timer measuring and computing devices and systems". Methodical directions for studying of the course "Measuring and computing devices and systems". Kiev KPI 1995, 63p.
2. Rytsar Y. B., Ivasenko I. V., Alexiychuk O. V. "A structure-algorithm of the filtration of additive noise from images." Lviv, The National Academy of Science of Ukraine, physics- mechanical Institute named by Karpenko-Karyi, "Vidbir i obrobka informatcii", 1997, no 11, p.103-107.
3. Bardachenko V.F., Koval'chuk L.V. "On the truncated median method." Kiev, KPI, "Measurement-98", p.150-152.
4. Koval'chuk L.V. "Some methods of speed increasing in median filtration processes". Kiev, USIM, 1998, no. 2, p.13-16.

The Wavelet Method for Image Compression

Vitaly T. Belinsky, Victor Yu. Chekh

Design Office "Storm"
at National Technical University of Ukraine
"Kiev Polytechnic Institute"

16 Polytechnichna St. 252056 Kiev, Ukraine
Phone: [044] 274 0295, - 442 6077
Fax: [044] 274 1015, - 443 7925
e-mail: chekh@ntu-kpi.kiev.ua, chekh@kbi.kiev.ua
http://www.parallelworlds.com.ua

The novel technology is proposed for the lossless compression of digital raster images of natural origin. The technology includes two steps; first one is the wavelet transform of the original images; on the second one the transformed data is encoded with particular optimum coding to obtain maximum compression ratio, and, sure, both inverse operations to obtain the initial image. The proposed technology is fast and naturally parallel and also gives a good compression ratio.

Introduction

The problem of compression of digital raster images of natural origin is actual for wide spectrum of applications - image archiving, remote sensing and Earth observation and so forth, especially for real time applications such as telecommunication, Internet, on-board systems. The general methods for data compression based on optimum coding are well known and widely used, particularly, for image compression. It must be noted that the compression rate could be additionally increased for the particular data because the information that the data belongs to particular class is a priori information, which could be used for decreasing of the entropy of the initial data.

The idea of the technology is to apply the orthogonal transform to the initial image to be compressed to decrease the entropy; then any optimum coding will result to better compression rate. To make the coding lossless the inverse transform must restore each pixel of the initial image from the transformed one.

The orthogonal transforms such as DDFT, DDCT and KL are widely used for image compression but mostly for lossy algorithms. We use wavelet transform, which can be inverted with no losses.

Method Description

Wavelet analysis is the novel conception based on orthogonal signal transform. Just as the Fourier sine and cosine harmonics, wavelets are the simple signals which could be any initial signal decomposed to. In contrary to sine and cosine, wavelets are finite in time and non-uniform, i.e. they depend on the initial signal. It is effective for decomposing real finite signals, particularly one needs of 16 wavelets or 256 Fourier harmonics to decompose the same notched signal. Fig. 1 reflects the general scheme (so called "pyramid scheme" [1]) for

obtaining of signal wavelet decomposition. Wavelets have been already used for signal filtering, pattern recognition, even for matrix analysis, and also for signal and image compression.

J. Shapiro [2] and later Amir Said and William R. Pearlman [3, 4] proposed to use the particular type of wavelet transform - **S-transform** (sequential) [4, 5] for the image compression.

The series of integer digits $c[n]$, $n=0, \dots, N/2-1$, where N is an even number can be :

$$\begin{aligned} l[n] &= \lfloor c[2*n] + c[2*n+1] \rfloor / 2, \quad n=0, \dots, N/2-1 \\ h[n] &= c[2*n] - c[2*n+1], \quad n=0, \dots, N/2-1 \end{aligned} \quad (1)$$

where $\lfloor \cdot \rfloor$ corresponds to download truncation. The sequences $l[n]$ (after low-pass filtering) and $h[n]$ (after high-pass filtering) forms the S- transform of $c[n]$. Since the sum and difference of two integers correspond to either two odd or two even integers, the truncation is used to remove the redundancy in the least significant bit. The division and download truncation can be done with a single bit-shift. If each initial digit is limited with a size (say, 1 byte for the digit) it must be noted that $l[n]$ and $h[n]$ can not use the memory space used for $c[n]$ as far as $h[n]$ needs of one additional bit.

The inverse S-transform looks as:

$$\begin{aligned} c[2*n] &= l[n] + \lfloor (h[n]+1) \rfloor / 2 \\ c[2*n+1] &= c[2*n] - h[n]. \end{aligned} \quad (2)$$

The main advantage of this representation [3] is that for zero-mean random sequences the average variance for $h[n]$ is smaller then the variance for $c[n]$; the average variance for $l[n]$ is similar to the variance for $c[n]$. To increase the effect it is obvious to apply the same decomposition to $l[n]$. By the way, it is the rule for S-transforming of 1-D signals.

The 2-D transformation can be done by applying the transformation (1) sequentially to the rows and columns of the image. The coefficients corresponding to ll are the mean of $2*2$ pixel blocks, and they form another image with half the resolution. The same transformation is applied to these reduced resolution "mean images" to form the hierarchical pyramid [7], see fig. 2. Note that the ll part of image has the same number of bits as the initial one but another parts needs of one (lh and hl) or two (hh) maximum number of bits additionally.

To decrease more the first order entropy it is possible to use predictors, i.e. more complex linear filters then used for obtaining h and l . Such a transform (S+P- transform, i.e. sequential+predictive) can result to a smaller entropy then the S-transform but for particular

images only; moreover, one needs to find optimum prediction coefficients for the particular images. S+P transform is slower because it needs of more complex calculations.

After the obtaining of the transformed image it can be encoded with any entropy coding methods such as arithmetic [8] or Huffman coding.

The method [3] is fast: in contrary to another orthogonal transforms (DDFT, DDCT, KL and others) S-transform needs $O(\log_2 N)$ operations, where N is the volume of initial data.

DDFT and S-transform need of $O(\log_2 N)$ operations but both could be directly applied only to the images with the dimensions equal to power of two. It looks like the serious disadvantage of the method [3] as far as it can not be successfully used for any image. Another its disadvantage is that the "pixels" of transformed image have a greater size then the pixels of the initial image.

To overcome these disadvantages the authors of the present paper have developed the modified S-transform, which uses the initial symmetry of the (1). It makes possible to collect modified $l[n]$ and $h[n]$ at the same space as the initial $c[n]$. Moreover, decreasing of the maximum range of the transformed image has also result to the decreasing of its entropy. This makes possible to increase compression rate using the same entropy coding methods. It must be noted that the increasing of the compression rate in average overcomes the increasing using the S+P transform. It also makes possible to investigate S-transformed images with the standard tools for raster images (see Fig. 3).

We also used the symmetry of the (1) applied to the finite images and the special boundary conditions. Now modified S-transform can be applied to the image of any dimension (even, odd, different number of rows and columns) and any size of pixel (8 bit, 12 bit, 16 bit). This makes the described technology useful for wide range of applications.

Another symmetry of (1) makes us possible to accelerate the modified S-transform about 2 times (sic!) and use 1.5 times less operation memory.

Conclusion

The described image compression technology is already software implemented. Its current market niches

are space imaging, medical imaging, publishing, etc. Tests and comparing of our method to the nearest competitors particularly with the method by Said and Pearlman shows its following advantages:

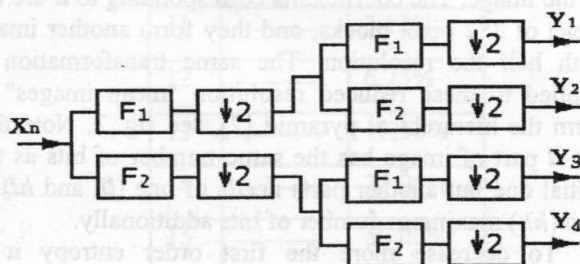
1. Better compression ratio (5-15% in average).
2. Faster encoding/decoding (1.5-2 times approximately)

It must be noted that the described technology is optimized namely for images of natural origin;

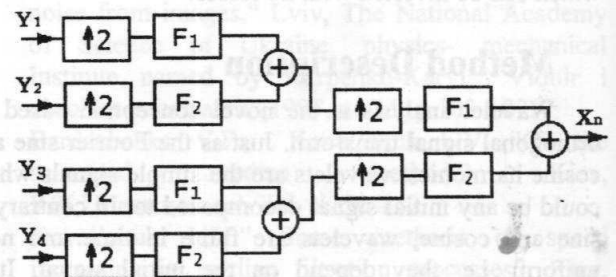
The embedded technology to be implemented on board of the Ukrainian Earth Observation satellite "Sich-2" (to be launched in 1999) for the compression of remote sensing data.

References

1. Adelson E. H., Simoncelli E., Hingorani R. Orthogonal pyramid transforms for image coding. Proc. SPIE, vol. 845, Cambridge, MA, pp. 50-88, Oct. 1987.
2. Shapiro J. M.. Embedded image coding using zerotrees of wavelets coefficients. IEEE Trans. Signal processing, vol. 41. Dec. 1993. pp. 3445-3462
3. Said A., Pearlman W. A. An Image Multiresolution Representation for Lossless and Lossy Compression. SPIE Symposium on Visual Communications and Image Processing, Cambridge, Ma, Nov. 1993.
4. Said A., Pearlman W. A. Reversible image compression via multiresolution representation and predictive coding. Proc. SPIE vol. 2094: Visual Commun. And Image Processing, Nov. 1993, pp. 664-674.
5. Ranganath S., Blume H. Hierarchical image decomposition and filtering using the S-transform. Proc. SPIE - Medical Imaging II, vol. 914, 1988, pp. 799-814,.
6. Roos P., Viergever A., MCA. Van Dijke, Reversible intraframe compression of medical images. IEEE Trans. Med. Imaging, vol. 7, Sept. 1988, pp. 328-336,.
7. Woods J. W., ed. Subband Image Coding. Kluwer Academic Publishers, Boston, MA, 1991.
8. Witten I. H., Witten R. M., Neal R. M., Cleary J. G., Arithmetic coding for data compression. Commun. ACM, vol. 30, June 1987, pp. 520-540.



a)



b)

Fig. 1 Subband wavelet transform: direct a) and inverse b) Here X_n is the input signal, Y_j are the corresponding wavelets, F_j are the subband filters, $\downarrow 2$ and $\uparrow 2$ are down- and up-sampling, correspondingly.

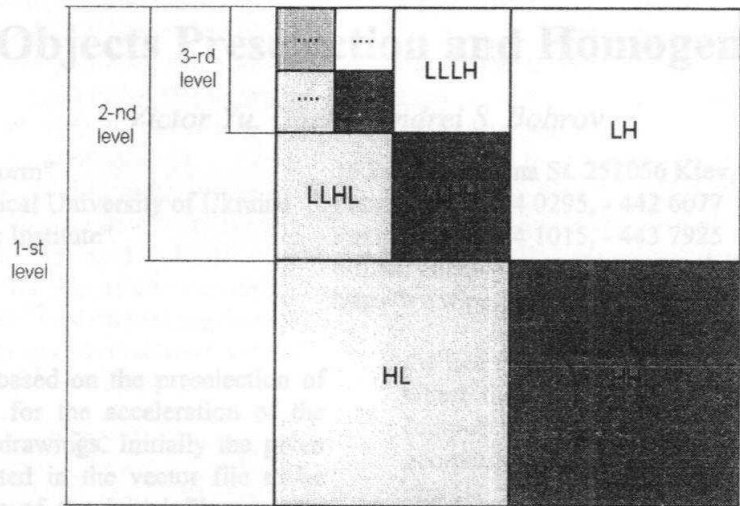
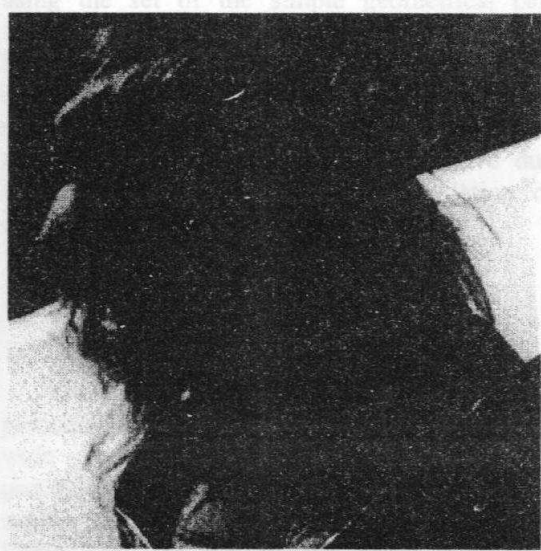
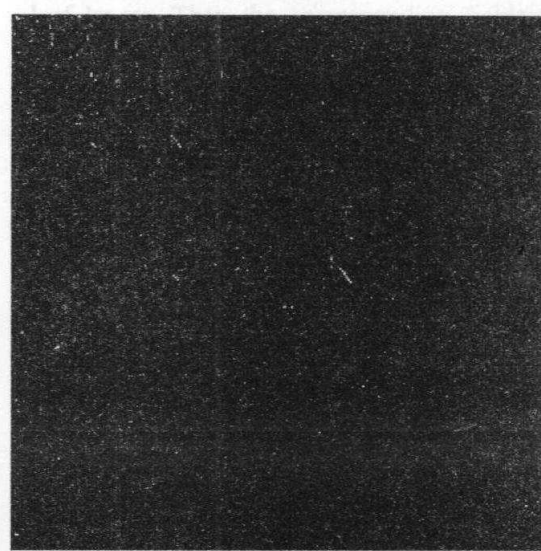


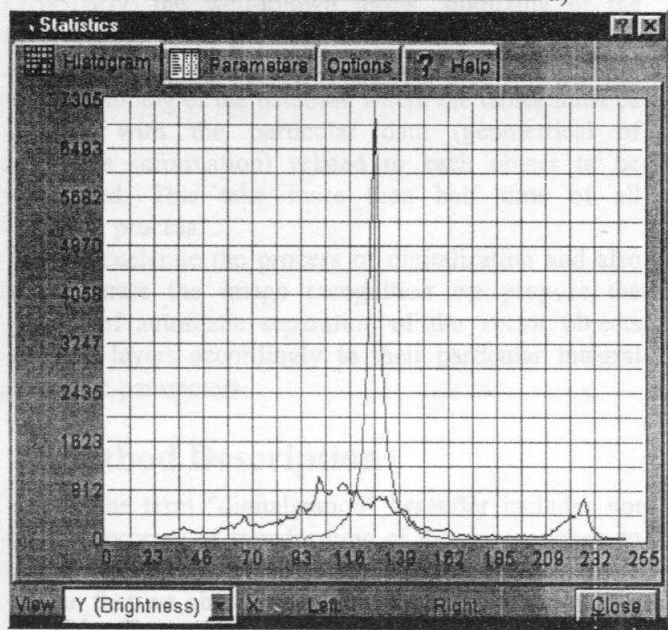
Fig. 2 Multi-level pyramid structure of wavelet-transformed image



a)



b)



c)

Parameter	Left image	Right image
Minimum value	7	22
Maximum value	255	223
Peak value	101	128
Average value	125.09	127.765
Median value	116	128
Standard deviation	49.984	8.80814
Dispersion	2498.4	77.5834
Relative dispersion	0.159668	0.00475275
Entropy	7.3186	4.78727
Redundancy	1.6414	3.86094
Excess	-0.0572958	12.9237
Non-symmetry coefficient	0.0944961	0.0824165
Non-symmetry relation	0.658612	-0.47971
Coefficient of median displacement	0.00145378	0.000208847
Coefficient of peak displacement	0.00385283	0.000208847
Coefficient of neighbourhood belonging	1	1
Coefficient of neighbourhood belonging	1	1
Coefficient of neighbourhood belonging	1	1

d)

Fig.3 Initial image a), it's modified wavelet transform b), histogram of brightness for both images (initial and transformed) and the statistical parameters (compare entropy and standard deviation)

...coefficients for the particular images. ...is slower because it needs to store ...

The obtaining of the transformed ... with any current coding method ... or Huffman coding.

The method [3] is fast in contrary ...

... needs ...

... operations ...

To overcome these disadvantages the authors of the

... and comparing of our method to the nearest ...

1. Better compression ratio (1-15% in average).

2. Faster ...

It must be noted that the described technology is ...

The embedded ... to be implemented on board of the Ukrainian Earth Observation satellite "Sich-2" to be launched in 1999 for the compression of ...

References

1. Antonov E. I., Simoncelli E., Hingorani R. ... for image coding. Proc SPIE, vol. 845, Cambridge, MA, pp. 30-35, Oct. 1987.
2. ...
3. ...
4. ...
5. ...
6. ...

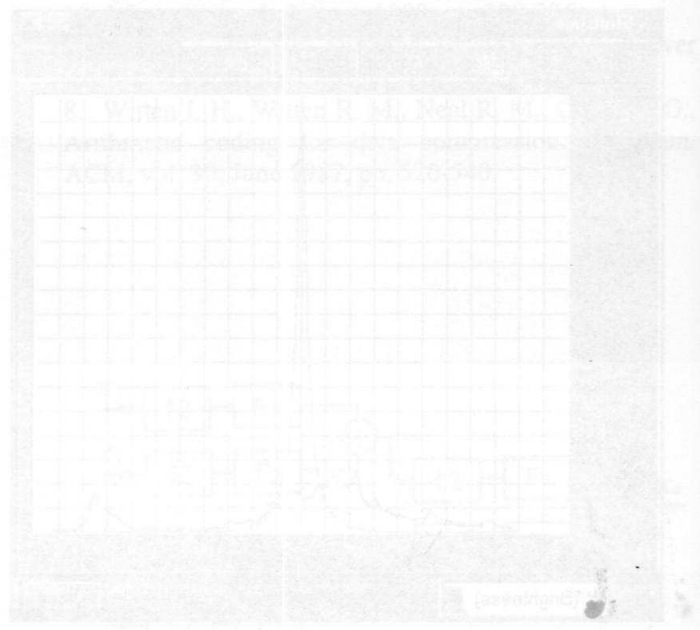
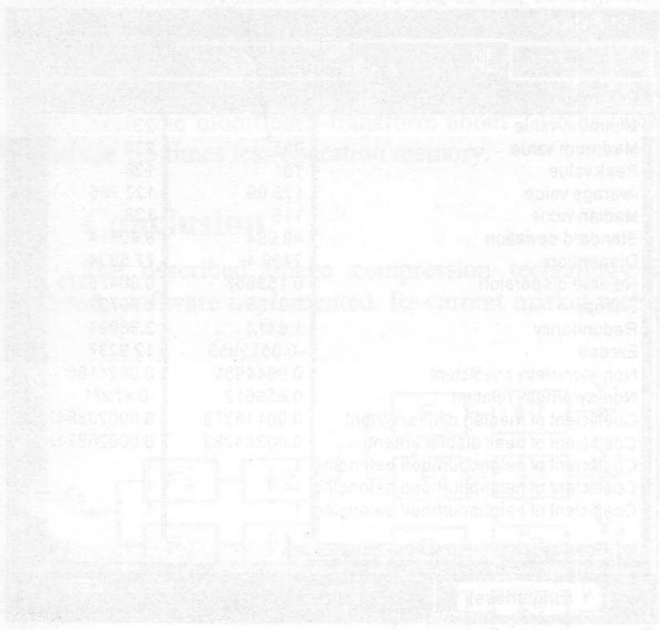


Fig. 6. Histogram of brightness for both images (initial and transformed) and the statistical parameters (coefficient energy and standard deviation). Fig. 7. Modified wavelet transform of the initial image.

Vector Objects Preselection and Homogenization

Victor Yu. Chekh, Andrei S. Bobrov

Design Office "Storm"
at National Technical University of Ukraine
"Kiev Polytechnic Institute"

16 Polytechnichna St. 252056 Kiev, Ukraine
Phone: [044] 274 0295, - 442 6077
Fax: [044] 274 1015, - 443 7925
e-mail: chekh@ntu-kpi.kiev.ua, chekh@kbi.kiev.ua
<http://www.parallelworlds.com.ua>

The novel technology based on the preselection of vector objects is proposed for the acceleration of the digitalization of maps and drawings. Initially the given set of layers must be created in the vector file to be processed. Then the objects of the initial file must be preselected and separated into the corresponding layers using the set of the simple geometrical parameters, which are calculated. Then all objects of each layer can be processed together including attaching of the common fields of attributive databases and their transforming into more natural object types (homogenization). The proposed technology is fast and effective due to the special vector coding and fast calculation of whole parameters.

Introduction

The problem of the automatic recognition of the particular objects on the large images is actual for the wide spectrum of the branches of technology, particularly in geographic information systems (GIS), remote sensing, nondestructive testing and so forth. Particularly, the well-known terms "digitizing of the raster maps" or "digitizing of drawings" includes not only the exact copying of the center lines or borders but also developing of the database where the tables must be attached with the particular data (geometrical of attributive information) related to each object to be recognized. This take more then half time of all digitizing process.

To accelerate the process of digitalization and also to accelerate the image recognition we propose the method of automatic separation of the vector objects onto the layers accordingly to their particular integral geometric parameters.

Method Description

Let the term "digitalization" hereafter includes not only the process of transforming of the raster picture to the corresponding set of vector objects; moreover, we assume that we already have the initial geometry of the objects to be processed. The problem of the next step of digitalization is to attach the database table for each object or for their particular series.

The multi-layer structure is well-known from the standard GIS and CAD software packages. We propose

the tree layer structure to accelerate the objects selection where the database tables can associated only with leaf (output) nodes of the layer tree. The set of the integral geometrical parameters is measured for each object; the objects which satisfies the particular conditions (the parameters values must be in the given frames) will be selected to the corresponding layers, and so on, till the leaf layers. Then the corresponding fields of database tables will be attached automatically.

The set of the parameters depends on the type of the objects to be recognized. The main parameter is the dimension of the vector objects; we recognize 2-D, 1-D (linear) and 0-D objects. The last ones have no geometrical properties just the plane coordinates. The GIS and CAD systems are supported about 20 or so numbers of the 2-D and 1-D object types. Each of them has specific geometrical properties and the specific rules for their calculation.

The described technology is used in the software for automatic digitizing via initial raster images. It makes us possible to take into account only the initial types of geometrical objects, which appears after the base operations - vectoring and skeletonization. We separate initial 2-D regions, polygons, i.e. 2-D objects with polygonal boundaries and 1-D objects - polylines. All other types of objects including 0-D ones will appear as the result of secondary operations with these initial objects. Moreover, for the acceleration of the whole processing the initial objects, which will be processed similarly, must be separated into the same layers.

We use the following parameters for preselection of the 2-D regions:

- general square
- external square
- number of internal boundaries,
- the square and size of circumscribing rectangle
- external perimeter
- and some another ones

and the following ones for the 1-D objects:

- general length
- minimum, maximum and average width
- twisting
- topological charge of the end node
- general orientation
- initial and end orientation
- maximum and average square deflection
- maximum linear deflection
- and some another ones.

We chose namely the parameters above because they are calculated very fast using our internal vector format (linearly to the number of "atom" components such as segments and nodes which can be complex vector objects disassembled onto). The set of the preselection parameters could be supplemented if necessary. Nevertheless the described set is just enough for particular applications even enough complex such as GIS mapping. Whole digitalization including attaching of objects databases turned out 20 times faster using preselection with kind of objects, their style and the geometrical parameters above. Moreover, the number of misrecognized objects comparing with manual mode became less due to minimum operator's errors.

For example, we recognized the lines of different average width (say, roads), hatching of the flat objects as the lines of given width, twisting and orientation, symbols of the given font size as the flat objects with the square and perimeter parameters, and so forth.

It doesn't mean that the described set of parameters is enough for full recognition of all objects could be found on the digital map or drawing. The set of the parameters above doesn't guarantee the unique coding for any possible kind of object if been used as the base set of pattern signs. The most complex objects such as symbols, characters, etc. must be exactly recognized

using more complex and therefore more slow methods based on the special signs.

We also use the preselection parameters to estimate is the object looks like rectangle, like circle, like line or arc and so on. It must be noted that the technology of object preselection is successfully used for homogenization, i.e. turning the objects to the most natural view. For example, if the leaf layer must include the circles of given size then its objects which parameters are satisfy the given conditions which mean "the object looks like a circle" can be transformed to the circles from the initial polyline or polygone shape.

Talking about homogenization we must note that it needs not only for decreasing of the vector file size due to more compact format but mostly for supporting of the rest types of vector objects and acceleration of the secondary types of transforms.

Conclusion

The described technology is already software implemented and successfully used for automatic map digitizing. Due to the structure of the used internal vector format the time for preselection is neglectfully less then the time of the automatic transforming of the images from the raster to the vector form. Its features and advantages can be visually demonstrated.

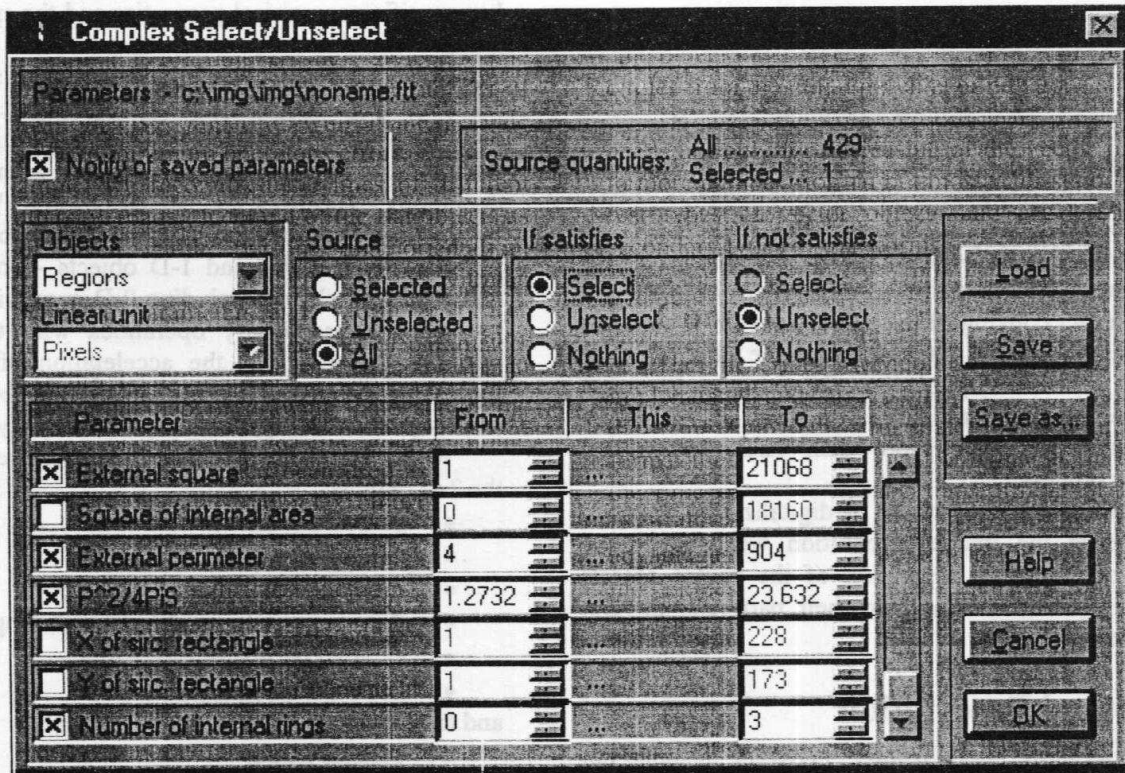


Fig. 1 Dialog panel displays sample parameters for selection of 2-D objects.

A Method of Recursive Contour Preparing of Images

Y. F. Kutaev¹, L. I. Timchenko², A. A. Gertsy², L. V. Zahoruiko².

¹State Scientific Enterprise "Astrophisika", Volokolamskoye shosse 95, Moscow, Russia

²Vinnitsa State Technical University, Khmel'nitskoye Shosse 95, Vinnitsa, 286021, Ukraine,

E-mail: timchenko@yahoo.com

ABSTRACT

The work offers the methods for invariant representation of images against a variety of distorting factors including 2D and 3D rotation, changes in brightness, contrast and scale.

It also deals with the procedure of recursive contour preparation consisting of step-by-step preparation of differences among the pixels of grey-scale image and formation of positive, negative and zero preparations. Thus at the first step the contour preparation is effected for the first differences, at the second step, for the second differences, and so on, with a step-by-step definition of the criterial function of distribution of binarized preparations. So it is possible to identify objects in different lighting conditions which simplifies the implementation of similar approaches. This relative simplicity of this method extends the range of its possible application for recognition purposes and for its implementation in the parallel-hierarchical network in particular.

1. INTRODUCTION

To create effective image converters that function in the Real Time Scale (RTS) some special methods are required. They have to provide optical input, fast and compact processing, flexible and simple image classification. Modern computing devices are productive enough (up to 10^{14} operations per second). However, this index doesn't include the time required for data entering.

Besides, computing devices process data taking into account time consequence. The commands are given and executed according to tree-like laws. This means that all intellectual procedures based on the hierarchical principle only. Therefore, there are tasks within the scope of which fast image processing throughout the whole RTS is impossible even with the help of the most advanced technologies. These devices are not able to provide *a priori* the combined productivity required to implement RTS. The possible solution of this problem is the concept of specialized parallel optoelectronic converters. This concept makes it possible to use parallel optic channels to enter and process images. The further processing needs such an arrangement of parallel channels that would provide noiseproof and fast pre-

processing compact description and flexible image classification.

2. METHODOLOGY

In the course of the research into the problems of invariant image representation, for the network identification of objects a portrait gallery of test facial images I_1, \dots, I_k was used, each being defined by the lighting function F_1^L, \dots, F_k^L and dependent on the coordinates i, j :

$$I_1 = F_1^L(i, j), I_2 = F_2^L(i, j), \dots, I_k = F_k^L(i, j).$$

It is necessary to obtain such functions $\Phi^L(\cdot)$ for L classes of facial images that would allow the following approximation:

$$\Phi^L(I_1) \approx \Phi^L(I_2) \approx \dots \approx \Phi^L(I_k) = \Phi^L(I)$$

Thus the functions $\Phi^L(I_1), \dots, \Phi^L(I_k)$, $L = \overline{1, l}$ should be classified into corresponding L classes of the facial images gallery, each class correlating with its own normalised function $\Phi^L(I)$.

Some methods of invariant image representation are offered with regard to different distorting factors such as 2D rotation, brightness, contrast and scale. After having sequentially applied the contour preparing operation to the differences [1] and solved the criterial function of contour preparations distribution [1,2], let us perform the operation of recursive contour preparing.

The operation of recursive contour preparing consists of step-by-step preparing of differences. At the first step the contour preparing of the first differences takes place; at the second step, of the second differences, at the j -step, of j -th differences with step-by-step definition of the criterial function of distribution [1,2].

To represent an image with three types of contour preparations [1] a relatively rough its description is generated. It is done due to the fact that a wide spectre of the pixels image falls within the zone of zero contour preparations and all of them are encoded in a similar way, i.e. by zero preparations. In this case both lighter and darker areas of an image fall within the same code zone thus resulting in the loss of some informative areas. To avoid this effect, a multilevel procedure of formation of contour preparations is offered. It presupposes that

after the first step of contour preparing the pixels represented in the transformed image by negative preparations are excluded from the second step. Thus at the second step another threshold is chosen for those pixels which at the first step of preparing had zero or positive preparations. Further procedure is similar to the first step, that is new positive, negative and zero preparations are generated in relation to the newly calculated threshold. A certain k -step covers zero and positive preparations of $k-1$ step, with the negative preparations being omitted. It is true that the operation of the pyramid-like general contour preparing can be performed to exclude light spots of an image represented by positive preparations, with the subsequent exclusion of newly-determined positive preparations at each subsequent to follow.

Thus the operation of pyramid-like general contour preparing is a recursive formation of image areas with negative (positive) preparations that correspond to darker (lighter) of grey levels. This subsequent formation of the image areas is none other than a multilevel process of segmentation of an image into the areas with negative (positive) distribution of contour preparations.

Mathematically the choice of the threshold for k steps of pyramid-like generalised contour preparing may be presented as follows.

$$\left\{ \begin{array}{l} N_{t1}^{(0)} \times N_{t1}^{(-1)} \times N_{t1}^{(1)} = \text{Max} \\ N_{t2}^{(0)} \times N_{t2}^{(-1)} \times N_{t2}^{(1)} = \text{Max} \\ \dots \\ N_{t(k-1)}^{(0)} \times N_{t(k-1)}^{(-1)} \times N_{t(k-1)}^{(1)} = \text{Max} \\ N_{tk}^{(0)} \times N_{tk}^{(-1)} \times N_{tk}^{(1)} = \text{Max} \end{array} \right. \quad (1)$$

where $N_{tk}^{(0)}$, $N_{tk}^{(-1)}$, $N_{tk}^{(1)}$ - is the distribution of zero, negative and positive preparations at k -th step of pyramid-

like generalised contour preparing ($k=1,2,\dots,n$), n is the number of segmentation levels, t is the number of grey levels. By calculating the threshold for each of grey level t the criterial system (1) makes it possible to represent the tested image with corresponding contour preparations at k levels of segmentation.

With the use of the criterial system (1) we can describe the algorithm of pyramid-like contour generalised preparing as follows. At the first level of segmentation ($k=1$) we sort out all of grey levels to define the value of t when $N_{t1}^{(0)} \times N_{t1}^{(-1)} \times N_{t1}^{(1)} = \text{Max}$. At an a certain k -th level we also sort out all of grey levels to define the value of t when $N_{tk}^{(0)} \times N_{tk}^{(-1)} \times N_{tk}^{(1)} = \text{Max}$. Consequently, at each level of segmentation a unique value of the threshold is calculated with the use the criterial system (1). Thus we achieve the adaptability of the algorithm of the pyramid-like generalised contour preparing, i.e. for each newly generated image a certain individual threshold is calculated, being defined by the distributed of grey levels.

3. EXPERIMENTAL RESULTS

Fig. 1 and 2 accordingly show facial images (with rotation step $\varphi = 20^\circ$) and the results of the execution of recursive contour preparing algorithm at its four steps. Note that at each step of algorithm the criterial correlation is satisfied [1]. Fig. 3 illustrates the functions of the distance minimum (Euclidean distance - d), initial and rotated ($\varphi = 5^\circ$) facial images - $d(N)$ for the four steps of the recursive contour preparing algorithm.



Fig. 1 Example of rotated images.

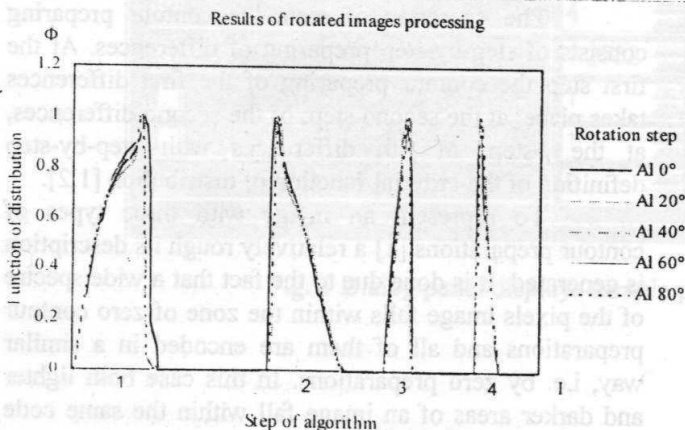


Fig. 2 Normalised functions of rotated images preparations distribution at four steps of recursive contour preparing algorithm.

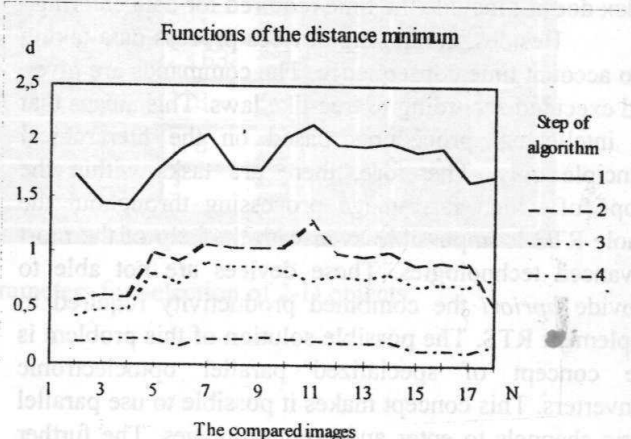


Fig. 3 Functions of the distance minimum for 2D rotated images at four steps of the recursive contour preparing algorithm.

Fig. 4 illustrates the results of processing the recursive contour preparing algorithm applied to a test facial image with different values of brightness (Fig. 5a) and contrast (Fig. 5b). Judging on the appearance of the

functions of distribution of contour preparations (Fig. 4) of the same facial image, these functions are absolutely identical.

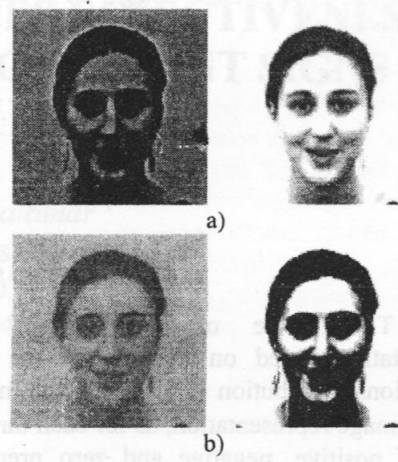
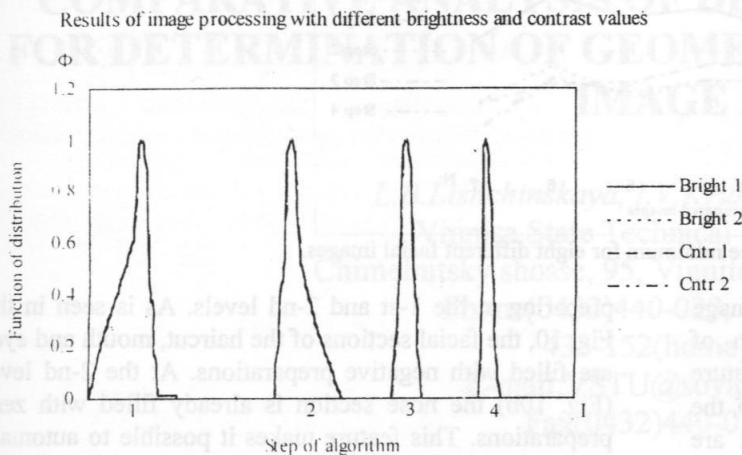


Fig. 4 Normalised functions of image preparations distribution with different contrast and brightness values.

Fig. 5 Examples of test images with different brightness and contrast values.

Fig. 7 shows the results of four steps of the recursive contour preparing algorithm applied to a scaled facial image (Fig. 6), and Fig. 8 shows the corresponding functions of the distance minimum for the functions of contour preparations distribution for a scaled image.

To compare the degree of invariance of image representation with the use of the functions of preparations distribution for various types of distortion, let us see estimate the relevant changes of the functions of distance minimum for different non-distorted facial images. Fig. 9 gives the example of the functions of distance minimum for eight such facial images.

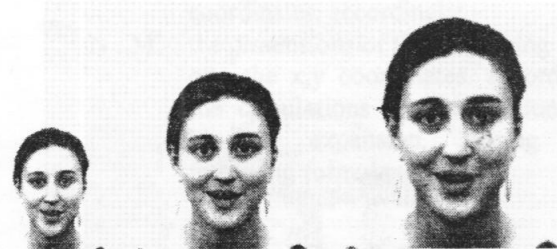


Fig. 6 An example of scaled facial images.

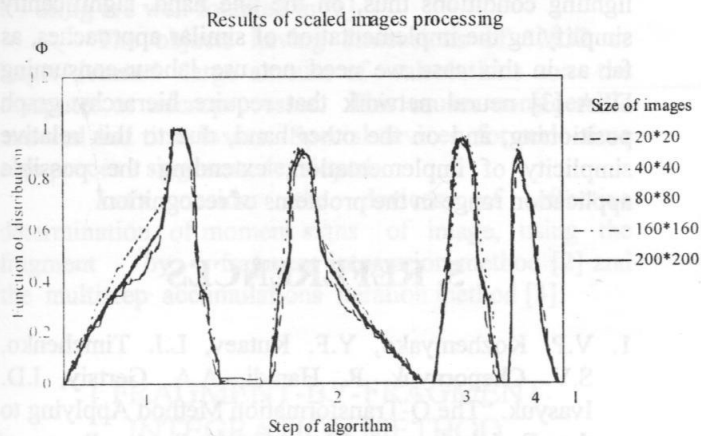


Fig. 7 Normalised functions of preparations distribution for a scaled facial image.

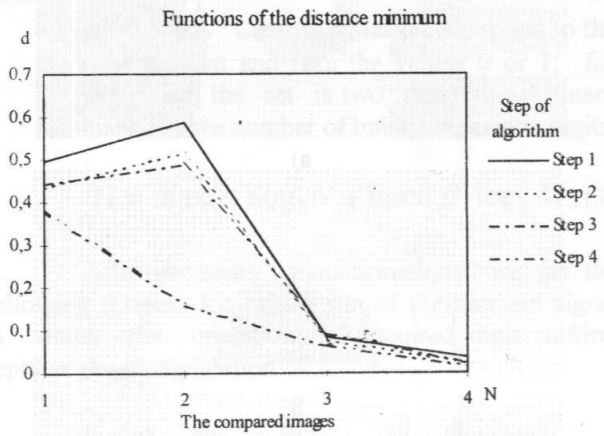


Fig. 8 Functions of the distance minimum for the compared images derivatives at different scales.

As it follows from the comparison of the functions of distance minimum when processing scaled facial images (Fig. 8) and the functions of distance minimum for different facial images (Fig. 9) their average values are more than twice as different.

Good results have been also obtained for this approach to be used when processing 2D rotated images. Thus when comparing the functions of distance minimum

for processing facial images with different 2D orientation (Fig. 3) and the functions of distance minimum for different facial images (Fig. 9), their average values differ more than 1,5 times.

It testifies to the expediency of the use of the approach offered when scaling and 2D-locating objects over a wide range, and this expands the limits of its application.

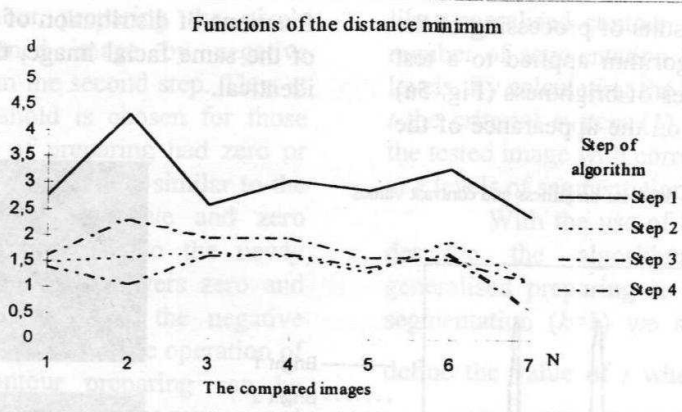


Fig. 9 Functions of distance minimum for eight different facial images.

The virtue of the method of image representation based on the use of the function of preparations distribution [1,2] lies in the integral nature of such image representation, as for each threshold δ , the sums of positive, negative and zero preparations are calculated individually. Such an integral value allows to achieve the invariability of representation of an image against scaling, on account of normalisation of the function all readings rather its maximum value.

preparing at the 1-st and 2-nd levels. As is seen in the Fig. 10, the facial sections of the haircut, mouth and eyes are filled with negative preparations. At the 2-nd level (Fig. 10b) the nose section is already filled with zero preparations. This feature makes it possible to automate the coarse scheme of processing by picking out individual facial segments.

4. CONCLUSIONS

The virtue of the method of image representation based on the use of the functions of preparations distribution lies in the integral nature of such image representation, as for each threshold, the sums of positive, negative and zero preparations are calculated individually. Such an integral value allows to achieve the invariability of image representation against scaling, on account of normalisation of this function rather its maximum value.

It allows us to identify objects in different lighting conditions thus, on the one hand, significantly simplifying the implementation of similar approaches, as far as in this case we need not use labour-consuming DLA [3] neural network that require hierarchy graph positioning, and on the other hand, due to this relative simplicity of implementation, extending the possible application range in the problems of recognition.

5. REFERENCES

1. V.P. Kozhemyako, Y.F. Kutaev, L.I. Timchenko, S.V. Chepornyuk, R. Hamdi, A.A. Gertsy, I.D. Ivasyuk. "The Q-Transformation Method Applying to the Facial Images Normalization". in *Proc. of ICSC/IFAC Symposium on Neural Computation-NC'98.*, Vienna, Austria, September 23-25, 1998, pp. .
2. Л.І. Тимченко, Ю.Ф. Кутаєв, С.В. Чепорнюк, О.А. Герцій. "Компактний опис моделей зображень для класифікації образів", Вісник ВПІ, №2 1998, сс. 72-83.
3. M. Lades, J. C. Vorbruggen, J. Buhmann, J. Lange, C. v. d. Malsburg, R. P. Wurtz, and W. Konen, "Distortion Invariant Object Recognition in the Dynamic Link Architecture," *IEEE Trans. Comp.*, Vol. 42, No. 3, March 1993, pp. 300 - 311.

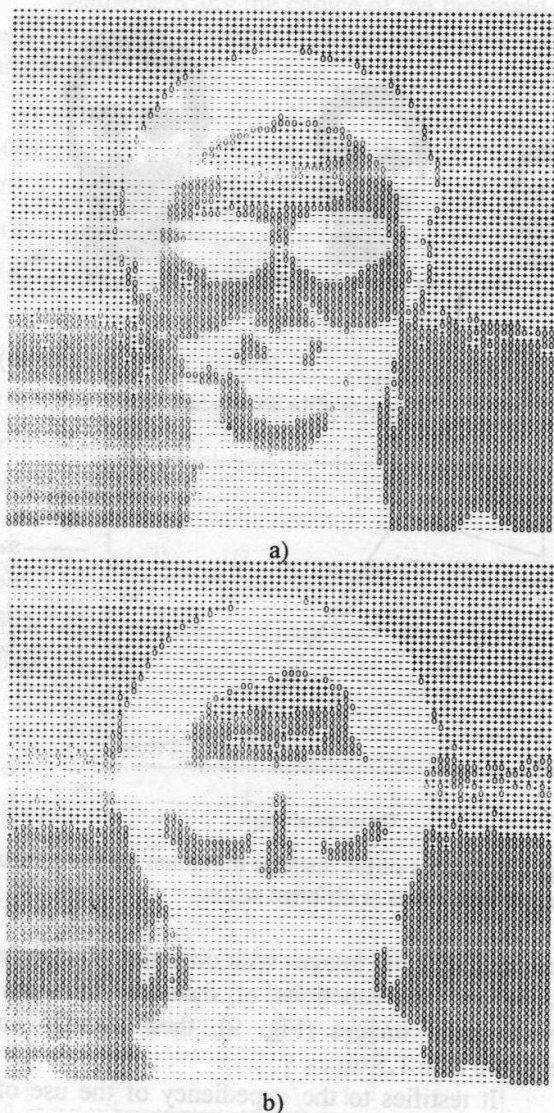


Fig. 10 The results of execution of the first a) and second b) steps of the algorithm of preparing (+ positive preparations, 0 zero preparations, - negative preparations).

Fig. 10 a, b shows the results of segmentation on the basis the pyramid-like generalised contour

COMPARATIVE ANALYSIS OF DEVICES EFFECTIVENESS FOR DETERMINATION OF GEOMETRIC MOMENT SIGNS OF IMAGE

L.B.Lishchinskaya, I.V.Kruk, A.I.Palamar
 Vinnisa State Technical University,
 Chimelnitsky shosse, 95, Vinnitca, 286021, Ukraine
 Phone(0432)440-023, 440-284,
 435-152(home),
 E-mail:VSTU@sovam.com
 Fax(0432)440-075

Possibilities for constructing fast-out special calculator of moment signs with account for a character and, comparative analysis of devices effectiveness are investigated. Mathematical foundation of the design and computer structures on its basis are developed.

α, β - the order of the moment on the x,y coordinates, accordingly;
 N, M - the dimensions of the processing field on the x,y coordinates, accordingly; the calculations should be done in binary expansion, using the following formula :

INTRODUCTION

The sistem of geometric moment signs is effective one for mathematical description by means of the moments $m_{\alpha\beta}(\alpha, \beta=0, 1, 2, \dots)$ and the possibility of it's using are well founded in [1].

The objects having dimensions of 32x32 or larger demand large amount of calculations on the computer or microprocessor. This causes considerable material and time losses. Special devices for real - time sign proces - sing were developed.

Let's consider the devices of effective determination of moment signs of image, using the fragment - by - fragment integration method [2] and the multistep accumulations iteration method [3].

1.FRAGMENT-BY-FRAGMENT INTEGRATION METHOD

According to the fragment - by - fragment integration method in the known formula for determination of the moments:

$$m_{\alpha\beta} = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{M-1} B(i, j) i^{\alpha} j^{\beta}, \quad (1)$$

where

$B(i, j)$ -the function of brightness;

$$i^{\alpha} j^{\beta} = \sum_{k=0}^{H-1} a_k^{ij\alpha\beta} 2^k, \quad (2)$$

where

$a_k^{ij\alpha\beta}$ binary expansion ratio correspond to the $m_{\alpha\beta}$ moment and take the values 0 or 1; for every set the set is two dimensional binary mask; H - the number of binary expansion digits

$$H = \max(\alpha) \log_2 N + \max(\beta) \log_2 M, \quad (3)$$

After necessary transformations we get the following formula for calculation of the moment signs, in which the operation of required digit shifting replaces the multiplication

$$m_{\alpha\beta} = \sum_{k=0}^{H-1} 2^k \Phi_{\kappa}^{\alpha\beta}, \quad (4)$$

where

$$\Phi_{\kappa}^{\alpha\beta} = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} B(i, j) a_k^{ij\alpha\beta}, \quad (5)$$

is the total image fragment intensity.

According to the fragment - by - fragment integration method the calculation of the moments comes to the following:

- separation of the fragments sequense;
- calculations of the total intensity;
- accumulation of fragment intensities with the corresponding binary weight.

The structural scheme of the parallel version of the device, founded of this method, is shown in Fig.1 and contains besides purely electronic elements (commutators, counter-type adders) input- device (ID) with the parallel optical inlet-outlet, intended for input images of many tones by means of transformation into the set of binary pictures on the analog-to-digital (A/DC PT), the matrix for binary picture storage (MBP), which is picture - type page memory(RAM BP); distributor and connector of light pictures (DCLP), device the performing of which comes to performing of the logical AND operation; space integrator (SI) with the digital output, which may be designed in the form of the focusing lens, photodetector and A/D

converter or digital device for calculation.

2. MULTISTEP ACCUMULATION ITERATION METHOD.

According to the multistep accumulation iteration method after performing the transformations:

$$m_{\alpha\beta} = \sum_{i=0}^{N-1} \left(\sum_{j=0}^{M-1} a_{i,j} j^{\beta} \right) i^{\alpha} = \sum_{j=0}^{M-1} \left(\sum_{i=0}^{N-1} a_{i,j} i^{\alpha} \right) j^{\beta}, (6)$$

the formula (1) take the form:

$$m_{\alpha\beta} = \sum_{i=0}^{N-1} m_i^{\beta} i^{\alpha} = \sum_{j=0}^{M-1} m_j^{\alpha} j^{\beta}, (7)$$

where

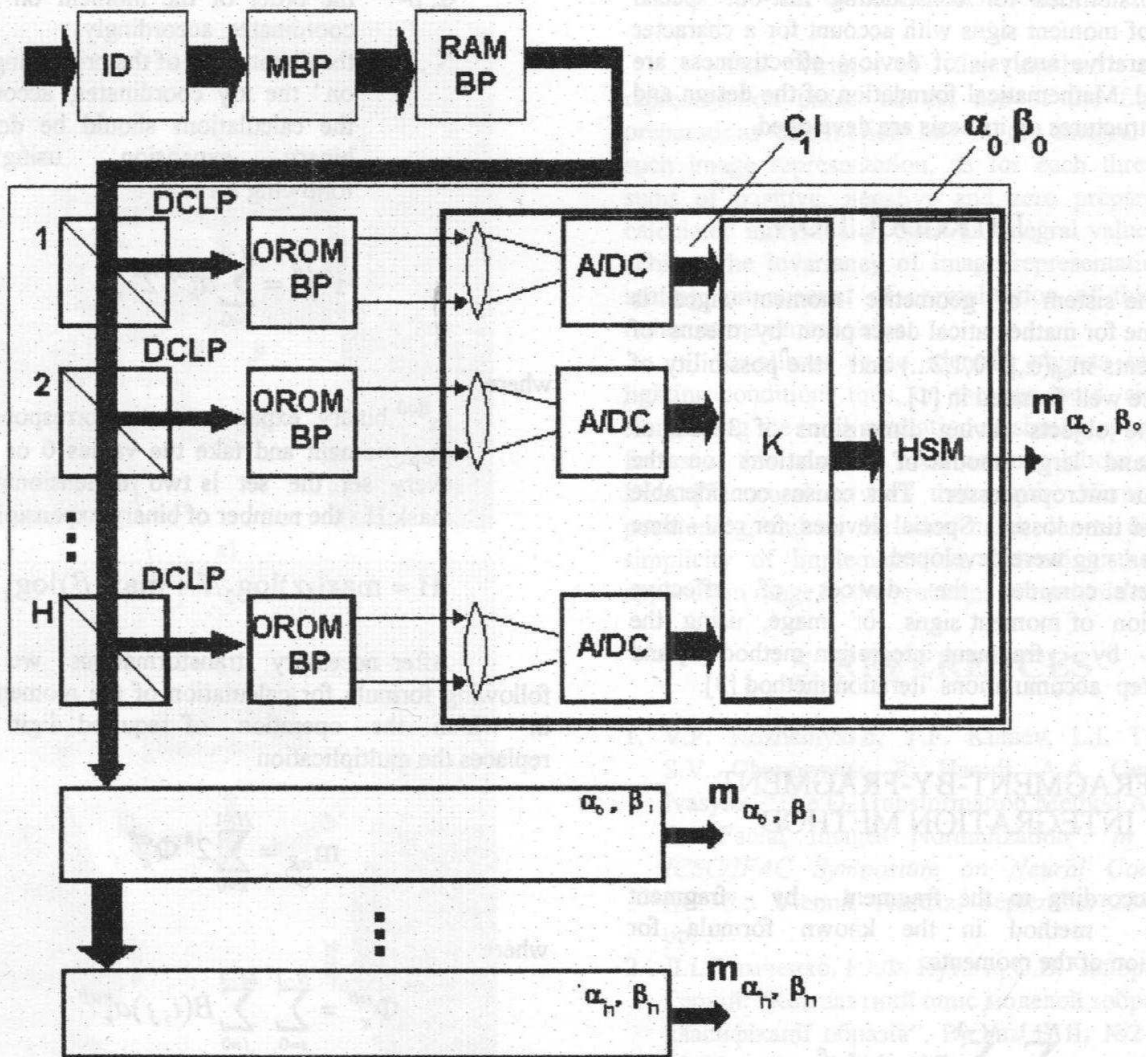


Fig.1 The structural scheme of the parallel version of the device, founded on the fragment-by-fragment integration method

$$m_i^\beta = \sum_{j=0}^{M-1} a_{i,j} j^\beta \text{ the particular moment sign of}$$

the i-line;

$$m_j^\alpha = \sum_{i=0}^{N-1} a_{i,j} i^\alpha \text{ -the particular moment sign of the j-}$$

column.

Thus the moment sign calculation may be reduced to the calculation in the input rate of particular sign in the line (column)

$$m_i^\beta = \sum_{j=0}^{M-1} a_{i,j} j^\beta = a_{i,1} 1^\beta + a_{i,2} 2^\beta + \dots + a_{i,m-2} (M-2)^\beta + a_{i,m-1} (M-1)^\beta, \beta = 0, 1, 2 \quad (8)$$

with the following calculation of particular sign in the column (line), which are full moment signs, if the operations on vector - column (vector- line) of the particular line (column) moments are performed:

$$m_{\alpha\beta} = \sum_{i=0}^{N-1} m_i^\beta i^\alpha = m_1^\beta 1^\alpha + m_2^\beta 2^\alpha + \dots + m_{N-2}^\beta (N-2)^\alpha + m_{N-1}^\beta (N-1)^\alpha, \alpha = 0, 1, 2, \dots \quad (9)$$

From this formula it's clear, that

$$m_{\alpha\beta}(t_k) = \sum_{i=0}^k m_i^\beta i^\alpha = m_{\alpha\beta}(t_{k-1}) + m_k^\beta k^\alpha, \quad (10)$$

that is the moment sign of the k-reading is defined as the difference between moment sign, formed during the time t_k and the time t_{k+1}

$$m_k^\beta k^\alpha = \Delta_k^\alpha = m_{\alpha\beta}(t_k) - m_{\alpha\beta}(t_{k-1}), \quad (11)$$

These relations are true both for calculation of full moments and for particular ones (for which $\Delta_i^\alpha = a_{i,j} j^\beta$)

Thus we can calculate the moments successively for the variable field i (or j) and when the polling of the i-line (j-column) is finished we can obtain the moment sign of the i-line (j-column).

It's possible therefore to organize iteration multistep process of accumulation when calculating both particular moment sign and full ones.

The structural scheme of the parallel version, founded on the multistep accumulations method, is shown in Fig.2 and contains the matrix 1 of photoconverters; A/D converter 2; decoders 5,6, coupled in the image input blocks (IIB), counters 3,4; six blocks of particular moment sign accumulations (8-13); each of them calculates particular moment sign from 0 to 4 order.

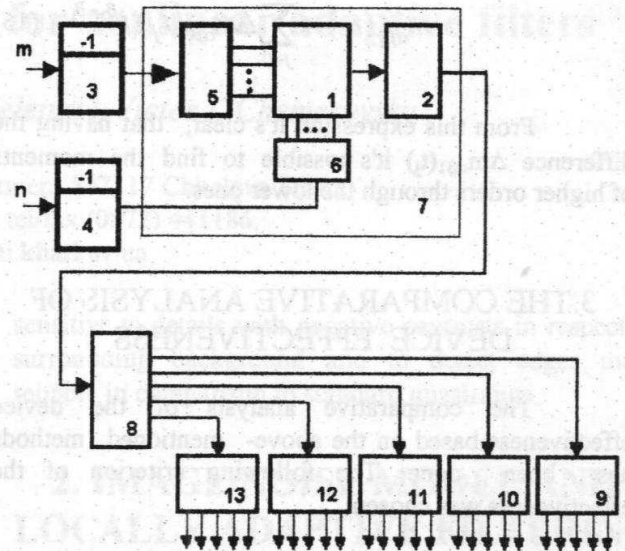


Fig.2. The structural scheme of the parallel version, founded on the multistep accumulations method.

On the basis of the multistep accumulations iteration method we can show the possibility of realization of so important property of the moments as determination of the moments of higher order through the lower ones.

As it was noted formerly:

$$m_{\alpha\beta_1}(t_k) = \sum_{j=0}^k m_j^\alpha j^{\beta_1} = m_{\alpha\beta_1}(t_{k-1}) + m_k^\alpha k^{\beta_1}, \quad (12)$$

For $\beta_1 > \beta_2$, with $\beta_1 - \beta_2 = P$:

$$m_{\alpha\beta_2} = \sum_{j=0}^{M-1} m_j^\alpha j^{\beta_1} j^P; \\ m_{\alpha\beta_2}(t_k) = \sum_{j=0}^k (m_j^\alpha j^{\beta_1}) j^P = \\ = m_{\alpha\beta_2}(t_{k-1}) + (m_k^\alpha k^{\beta_1}) k^P \quad (13)$$

If

$$m_j^\alpha j^{\beta_1} = m_{\alpha\beta_1}(t_j) - m_{\alpha\beta_1}(t_{j-1}),$$

then

$$m_{\alpha\beta_2}(t_k) = \sum_{j=0}^k (m_{\alpha\beta_1}(t_j) - m_{\alpha\beta_1}(t_{j-1})) j^P, \quad (14)$$

or

$$m_{\alpha\beta_1}(t_j) - m_{\alpha\beta_1}(t_{j-1}) = \Delta m_{\alpha\beta_1}(t_j),$$

then

$$m_{\alpha\beta_2}(t_k) = \sum_{j=0}^k \Delta m_{\alpha\beta_1}(t_j) j^{\beta_2 - \beta_1} \quad (15)$$

From this expression it's clear, that having the difference $\Delta m_{\alpha\beta_1}(t_j)$ it's possible to find the moments of higher orders through the lower ones.

3. THE COMPARATIVE ANALYSIS OF DEVICE EFFECTIVENESS

The comparative analysis of the device effectiveness based on the above- mentioned methods has been done. The following criterion of the effectiveness was chosen

$$\Theta = \frac{I\Psi}{3B}, \quad (16)$$

where

- I - the amount of the input information;
- Ψ - the amount of output information – the number of calculating moments;
- 3 - equipment expenditure;
- B - image processing time.

The equal servise condition mean that processing of the equal amount of input information takes just the same time when receiving equal numbers of signs (output informations). Under these conditions the efficiency ratio reduces to expenditure ratio

$$K = \frac{\Theta_1}{\Theta_2} = \frac{3_1}{3_2}, \quad (17)$$

where

- Θ_1 - efficiency of the device based on the multistep accumulations iteration method;
- Θ_2 - efficiency of the device based on the fragment- by-fragment integration method.

Fig.3 shows the variation of the efficiency ration K with the amount of output information Ψ ; the values K_1 and K_2 were determined for 2-gradation image with the dimensions of 32x32 and 64x64 accordingly; the values K_3 and K_4 were determinatid for 32-gradation image with the dimensions of 32x32 and 64x64 accordingly.

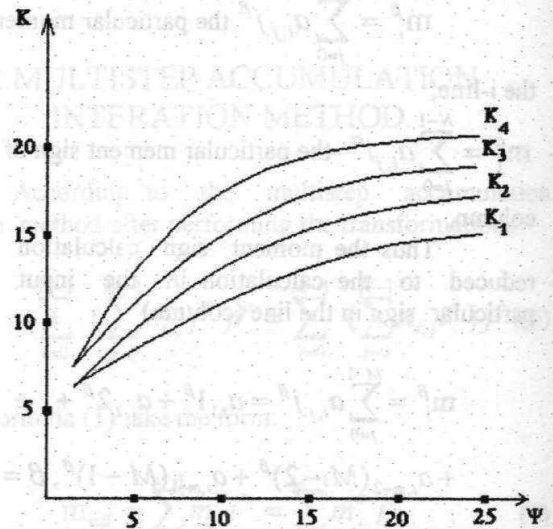


Fig.3 The variation of the efficiency ration K with the amount of output information Ψ

CONCLUSION

The analysis shows that relative effectiveness increases as the image dimensions, the number of it's gradations and the amount of input information increase, as for expenditure they increase less than in the case of number (order) determining moment signs.

The advantages of the devices founded on the multistep accumulations iteration method in comparison with that of the fragment- by-fragment integration method are obvious and are confirmed by the breadboarding .

The breadboards for determination the centre of drafity (the moments) of the image are made, the successive input and processing of the elements of the multigradation image with the frequency to 18 MHz is accomplished.

The devices may be used in X-ray radioscopy and fotometry, while determining different power, light, geometric centres, distribution and separation of their characteristics.

REFERENCES

1. Анисимов Б.В., Курганов В.Д., Злобин В.С. Распознавание и цифровая обработка изображений М.:Вышш.шк., 1983.-295с.
2. А.с.N1746390(СССР), МКИ с 06 к 9/00. Устройство для определения признаков изображения./В.Г. Красиленко, Л.Б. Лищинская // Открытия. Изобретения-1992-N25.
3. Кожемяко В.П., Красиленко В.Г., Лищинская Л.Б., Спецвычислитель моментных признаков изображения в управляющих системах //УСиМ.-1994, N4/5-с.79-83

Homomorphic transformations for nonlinear adaptive filters

Vladimir V. Lukin, Alexander A. Zelensky, Victor I. Chemerovsky

Kharkov Aviation Institute, Department 507, 17 Chkalova Street,
310070, Kharkov, Ukraine, tel/fax (0572) 441186,
E-mail: lukin@xai.kharkov.ua

Abstract

For improvement of radar image quality their filtering is required. In case of intensive multiplicative noise with non-symmetrical distribution of speckle many filtering algorithms do not perform well. So here some new filtering techniques are proposed and tested. They are based on local adaptation principle and homomorphic transform use combined with application of nonlinear data processing methods. It is shown that by means of this an available trade-off of filter properties can be provided.

1. INTRODUCTION

The radar images are usually corrupted by intensive multiplicative noise, spikes can be present as well. The most noisy images are those ones formed by one-look synthetic aperture radars (SARs). The multiplicative noise in the considered case can be characterized by Rayleigh or one-side exponential probability density function (pdf) (depending upon SAR operation principle) both being non-symmetrical in respect to mean value.

In such situations the application of different linear filters to processing the radar images results in insufficient quality of output images. In order to overcome this problem many researches have developed nonlinear filters providing some benefits, in particular, the robustness in respect to spikes [1]. But it is difficult to get high efficiency of multiplicative noise suppression, good edge/detail preservation and reliable spikes removal simultaneously while using non-adaptive filters and applying them to initial data. That is why an approach based on the use of homomorphic transforms nonlinear data processing in the scanning window and local adaptation principles is put forward. It is shown that the application of direct homomorphic transform, nonlinear filtering and inverse homomorphic transform can sometimes lead to better suppression of multiplicative noise for image homogeneous regions. The performance of locally adaptive filters [2] depends upon proper selection of noise suppressing filters and local activity indicator. So the noise suppressing properties of homomorphic filters are analyzed. Only different nonlinear filters are considered because they are able to remove impulsive noise. Besides, a new adaptation parameter (trimmed local variance) for active areas detection is proposed and it occurred to be more

sensitive to details with negative contrasts in respect to surrounding background and to detect edges more reliably in comparison to standard quasirange.

2. IMAGE/NOISE MODEL AND LOCALLY ADAPTIVE FILTERING

The most typical image/noise model for coherent one-look imaging systems is the following

$$I_{ij} = \begin{cases} \mu_{ij} I_{ij}^t, & \text{with probability } 1 - P_i \\ A_{ij}, & \text{with probability } P_i \end{cases}, \quad (1)$$

where I_{ij} is the noisy image; μ_{ij} denotes the multiplicative noise (speckle) with the mean equal to unit and variance σ_μ^2 ; I_{ij}^t defines the true image; P_i is the probability of impulsive noise; A_{ij} denotes the value of spike for the ij -th pixel corrupted by it.

Depending upon the procedure of image formation (what is derived - the amplitude or intensity) the p.d.f. of μ can be the Rayleigh or one-side exponential ones, respectively

$$\rho(\mu) = \frac{\mu}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}\right), \quad \rho(\mu) = 0 \text{ for } \mu < 0 \quad (2)$$

where σ is a parameter equal to 0.798, $\sigma_\mu^2 = 0.273$;

$$\rho(\mu) = \lambda \exp(-\lambda\mu), \quad \rho(\mu) = 0 \text{ for } \mu < 0, \quad (3)$$

where λ is a parameter equal to unit, $\sigma_\mu^2 = 1$.

The next expression describes the "hard-switching" procedure of locally-adaptive filtering:

$$I_{ij}^f = \begin{cases} I_{ij}^{pas}, & \text{if } \eta_{ij} < \eta_t \\ I_{ij}^{act}, & \text{if } \eta_{ij} \geq \eta_t \end{cases}, \quad (4)$$

where I_{ij}^f is the output of adaptive filter; I_{ij}^{act} and I_{ij}^{pas} denote the outputs of filters applied to "recognized" locally active (i.e. edges and fine details) and locally passive (homogeneous) areas respectively; η_{ij} is the used locally activity indicator; η_t defines the threshold.

It is known [3] that α -trimmed filters possess good multiplicative noise suppression efficiency for image homogeneous regions. The next expression describes α -trimmed filtering algorithm

$$I_{ij}^f = \frac{1}{q-p+1} \sum_{k=p}^q I_{ij}^{(k)}, \quad (5)$$

where I_{ij}^f is the output of α -trimmed filter; p, q are the

order statistic numbers; $I_{ij}^{(k)}$ is the k -th order statistic for the ij -th pixel for scanning window with aperture size N . The properties of modified α -trimmed filter [4] depend upon trimming factors α_1 and α_2 ($p=[\alpha_1 N]$, $q=[(1-\alpha_2)N]$; $\varepsilon^*=\alpha_2$) which define robustness to spikes and effect on edges blurring after filter application.

3. HOMOMORPHIC TRANSFORM NONLINEAR FILTERS

One idea of homomorphic transformation of an initial image is the transformation of data-dependant noise into additive one. Another idea described in this paper assumes the transformation of noise distribution into more suitable p.d.f. Here the "suitability" means providing of more efficient noise suppression for homogeneous regions of image. Procedure of noise suppression can be performed by any standard linear filter and nonlinear filter as well. After filtering the transformed image has to be restored with the help of inverse homomorphic transformation. It is worth to say that after such transformations and filtering an additional procedure of mean correction has to be carried out. For this aim the correction factor should be found using numerical simulation (test) data.

It is known that one-side exponential distribution can be got from Rayleigh one by following operation

$$I_{ij}^e = (I_{ij}^r)^2 \quad (6)$$

where I_{ij}^e and I_{ij}^r correspond to image pixel with exponential and Rayleigh distributions respectively. Consequently, the square root operation defines the inverse homomorphic transform.

For image processing with homomorphic transformation we choose a modified α -trimmed filter with nonsymmetrical trimming factors which does not lead to output biasness [4]. In order to evaluate the degree of remainder fluctuations of noise after filtering we use the ratio between the variance σ^2 and the squared mean m derived for homogeneous regions

$$\sigma_o^2 = \sigma^2 / m^2 \quad (7)$$

The results are presented in Table 1. The parameter $(\sigma_o^2)_h$ is used for homomorphic transform filtering.

Table 1

N	ε^*	(p, q)	σ_o^2	$(\sigma_o^2)_h$
3x3	0.1	(2,8)	0.0347	0.0323
	0.2	(4,7)	0.0384	0.0374
5x5	0.1	(5,22)	0.0129	0.0121
	0.2	(8,20)	0.0140	0.0135

4. PROPOSED LOCAL ACTIVITY INDICATORS

In paper [2] we introduced a new local activity

indicator called trimmed local variance

$$(\sigma_{ij}^t)^2 = \frac{1}{(q-p+1)(I_{ij}^{pas})^2 \sigma_\mu^2} \sum_{r=p}^q (I_{ij}^{(r)} - I_{ij}^{pas})^2, \quad (7)$$

where I_{ij}^{pas} is the output value of the α -trimmed filter used for image homogeneous region processing. For multiplicative noise the quasirange should be derived as a ratio of $I_{ij}^{(q)}$ and $I_{ij}^{(p)}$, this provides more reliable detection of negative contrast details. Comparison of their performance (the upper for trimmed variance, the lower for quasirange, left Figures for initial images, right for transformed ones) is illustrated for test data for identical probability of false alarm. It is seen that trimmed variance performs a little better than quasirange and homomorphic transform leads to not worse results.

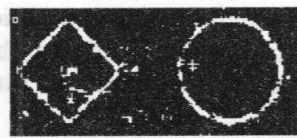


Fig.1,a

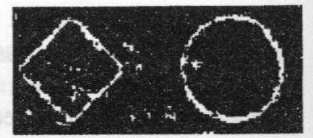


Fig.1,b



Fig.2,a



Fig.2,b

CONCLUSIONS

The proposed procedure of homomorphic transform filtering can provide better noise suppression efficiency and more reliable detection and preservation of edges and small elongated objects especially with negative contrast in respect to surrounding background.

REFERENCES

1. I. Pitas, A.N. Venetsanopoulos, "Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications", Kluwer Academic Publisher, 1990.
2. V.V. Lukin, V.P. Melnik, V.I. Chemerovsky, J.T. Astola, "Adaptive Nonlinear L-2 and L-3 Filters for Speckle Image Processing", Proceed. of IS&T/SPIE Symp. On Electronic Imaging: Science and Technology, V.3026, pp.21-33, San Jose, CA, USA, Feb.1997.
3. Лукин В.В., Мельник В.П., Чемеровский В.И. "Локально-адаптивные и двухэтапные алгоритмы фильтрации РСА изображений" // Авиационно-космическая технология. Труды Харьковского Авиационного Института им.Н.Е.Жуковского, - Харьков: ХАИ, 1998.
4. V.V. Lukin, V.P. Melnik, V.I. Chemerovsky, J.T. Astola, P. Kuosmanen, K.P. Saarinen, "Adaptive α -trimmed filters for speckle image processing", Proceed. SPIE Vol.3304, p.209-219, April 1998.