

АНАЛІЗ МЕТОДІВ СУМІЩЕННЯ В НАБОРАХ ОДНОТИПНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

© Пелешко Д., Ковальчук А., Савицький О., Мудрий С., 2010

Проаналізовано існуючі методи попередньої обробки наборів, які вирішують задачу суміщення однотипних зображень у межах одного пікселя. Побудовано їх класифікацію та визначено особливості, переваги та недоліки.

Ключові слова: набір, зображення, обробка набору, суміщення.

There is analyzed existing methods of pretreatment sets that solve the centering task of similar images in pixel area. The classification of methods is created and features, advantages and disadvantages are defined.

Keywords: series, series processing, matching, image.

Вступ

Сучасний стан рівня технологічного розвитку висуває нові прикладні задачі в області автоматизованих і аналітичних систем. До таких задач належать насамперед проблеми технічного зору, інтелектуального опрацювання даних, аналізу та синтезу знань та ін. Одним із об'єднуювальних базисів для усіх цих задач є опрацювання зображень, серій зображень та відеопослідовностей.

Ще донедавна основним напрямом наукових досліджень було опрацювання зображень. Обробка наборів та відеопослідовностей, яка передбачала використання алгоритмічно складних методів, стримувалась двома взаємно послідовними факторами: високою вартістю обчислювальних ресурсів та практичною відсутністю методів. Цим було обумовлено розвиток лише методів з дуже низькою алгоритмічною складністю, які стосувались окремих зображень.

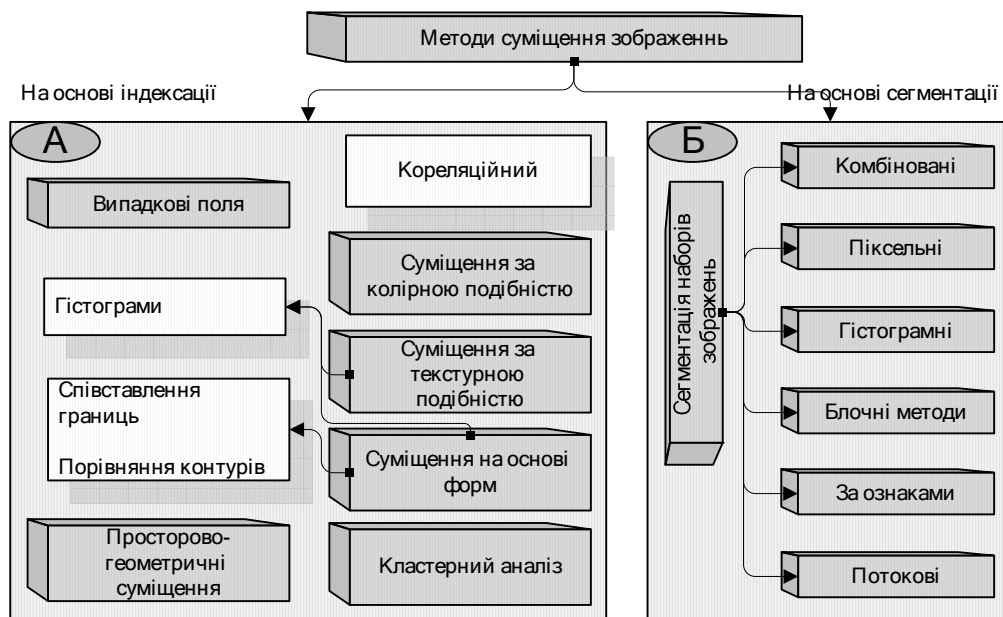
З падінням вартості обчислювальних ресурсів і появою нових інструментальних засобів розпочався бурхливий розвиток методів, які ґрунтувалися на потокових операціях з великими масивами даних, отриманих із серій зображень. При цьому вимога мінімізації алгоритмічної складності залишалась завдяки обмеженості потокового опрацювання.

Сукупність усіх вказаних чинників, зокрема поява нових прикладних областей інтелектуального опрацювання, низькі за вартістю обчислювальні ресурси та розвиток технологій розпаралелювання висунула задачі побудови принципово інших методів попередньої обробки зображень.

1. Постановка задачі зміни роздільної здатності зображень у наборах

Суміщення зображень є однією із найважливіших задач попереднього опрацювання наборів зображень, особливо у випадках подальшої аналітичної обробки. За [1] під суміщенням розуміється такий процес геометричного перетворення точок двох (або більше) зображень, у результаті якого відповідні ознакові (керуючі) точки двох зображення отримують однакові координати. Логічне об'єднання ознакових точок дає поняття об'єкта на зображенні, а зсув об'єктів на зображеннях між собою – величину зміщення.

Класи методів суміщення наведено на рисунку. Крім наведених на рисунку методів, які класифікуються як методи суміщення (група А), аналізують також методи, які використовуються при сегментації наборів (група Б). Це обумовлено тим, що в цьому випадку під сегментацією розуміють не класичне поняття [2], а операцію групування окремих зображень (кадрів) у наборах (відеорядах) за наперед визначеним критерієм [3].



Системний аналіз методів суміщення однотипних зображень у наборах

Загальною характеристикою методів груп А та Б є те, що початково ці методи зароджувались для розв'язання інших задач. Зокрема методи групи А розроблялись для розв'язання задач індексації та стабілізації, а методи групи Б – для сегментації відеорядів. Звідси впливає основний недолік цих методів – недостатня точність. За винятком кореляційного методу (методу кореляційної прив'язки [4]), практично усі алгоритми, побудовані на основі цих методів, не дають можливості суміщення на піксельному чи субпіксельному рівнях або дозволяють суміщати у межах піксела при незадовільних (особливо у системах реального часу) часових проміжках роботи.

Кореляційний метод як базовий метод групи А при розв'язанні задачі суміщення задовольняє необхідну точність, проте має такі недоліки:

- розмитий максимум взаємної кореляційної функції, що ускладнює його знаходження;
- комбінаторна складність, що призводить до значного сповільнення роботи практичних алгоритмів суміщення.

Кореляційний метод полягає у пошуку максимуму кореляційного функціоналу для вирішення задач пошуку за подібністю або рівнем еквівалентності до еталонного фрагмента [5].

Пошук за зразком у [5–7] зводиться до обчислення нормованої взаємної кореляції розподілу яскравості на поточному фрагменті першого знімку з розподілом яскравостей фрагментів, на інших зображеннях, а також визначення цілочислового зміщення вхідного фрагмента і його відповідника на іншому зображенні, який визначається за екстремумом кореляційного функціоналу.

Збереження умов достовірності пошуку також приводить до необхідності встановлення порогу для величини взаємної кореляції: якщо не менша від значення порогу, то з заданою достовірністю гарантується реальна подібність знайденої пари фрагментів. Величини порогу визначаються функцією розподілу коефіцієнта кореляції і довірчою ймовірністю прийняття рішення про справжню подібність фрагментів [5, 8].

Додаткова дискретизація, яка виникає у задачі суміщення наборів зображень, дає можливість будувати моделі випадкових полів [34]. При цьому формальне використання розроблених методів теорії випадкових процесів або обмежує клас можливих випадкових полів, або призводить до складних обчислювальних проблем, що унеможливує практичну реалізацію алгоритмів.

2. Суміщення зображень на основі методів індексації

Для того, щоб зменшити комбінаторну складність, пропонувався метод, описаний в [9], який розглядає обчислення двомірної кореляції як процедуру обчислення векторно-матричного добутку з використанням факторизації матриць. Окрім цього, в [9] також запропоновано шляхи усунення

недоліків комбінаторної складності за допомогою обробки зображення в частотній області і застосування методів ДПФ і його модифікацій.

Метод, описаний у [10, 58], ґрунтується на використанні ключів зображень, які будуються на основі структурних коефіцієнтів, отриманих агломеративним ієрархічним тріступеневим алгоритмом кластеризації образу.

У [20] описано метод суміщення на основі кольору, текстур та форм. Алгоритм на основі цього методу був використаний в одній із перших комерційних систем пошуку зображень. Мірою подібності використовується гістограма відстань

$$d_{Hstgrm}(P_1; P_2) = (H(P_1) - H(P_2))^T A(H(P_1) - H(P_2)), \quad (1)$$

де $H(P_1)$, $H(P_2)$ – k -розрядні гістограми зображень P_1 та P_2 ; A – квадратна ($k \times k$) матриця подібності.

У [11, 12] запропоновано структури для побудови метрик подібності об'єктів. Зокрема запропоновано використання колірних метрик, які побудовані на основі колірних сіток

$$d_{Grd}(P_1; P_2) = \sum_i d_c(c_{1i}; c_{2i}), \quad (2)$$

де c_{1i} , c_{2i} – агрегативні значення кольору i -х фрагментів (кліток), які утворені вузлами сітки на зображеннях P_1 та P_2 відповідно.

Ці методи були розвинуті для вирішення завдання пошуку зображень у [13].

Текстури та колір використовувались також у [14, 19]. На відміну від [20], у [14, 19] ці характеристики використовувалися для формування областей уваги (об'єктів уваги).

Основою текстурних методів суміщення є вектор текстурного представлення (наприклад, вектор Хараліка чи Лавса), а міра подібності вводиться на основі таких векторів для пікселя $V(i)$ та векторного текстурного представлення заданого фрагмента (зразка) $V(P_2)$

$$d_{VctExtr}(P_1; P_2) = \min_{i \in P_1} \|V(i) - V(P_2)\|^2. \quad (3)$$

Принцип текстурного представлення може використовуватись у поєднанні з колірними сітками. Тоді міра (2) видозміниться, замість агрегативних значень кольору у (2) використовують вектори текстурного представлення.

Використання форм є одним із найбільш розвинутих напрямків і покладено в основу методів [15, 18]. Напрямок використання форм (див. рис.) складається із:

- гістограмних методів (проекційні зіставлення, інваріантно-проекційні перетворення, циклічний зсув);
- методів зіставлення границь (енергетичні методи [Воробель, 15], інваріантна метрика на основі коефіцієнтів Фур'є)

$$d_{Four}(P_1; P_2) = \sqrt{\sum_{i=-N}^N (a_{1i} - a_{2i})^2}, \quad (4)$$

де a_{1i} , a_{2i} – коефіцієнти Фур'є відповідно для P_1 та P_2 , які визначаються за допомогою кумулятивних різниць методів на основі порівняння контурів, суть яких полягає у отриманні результатів попередньої обробки (нормування виділення контурів і скелетизації) лінійного ескізу, побудови сітки і використання міри подібності на основі оберненої відстані, отриманої із локальних (фрагментних) кореляцій

$$d_{Sketch}(P_1; P_2) = \frac{1}{\sum_i \max_{i,j} r(P_{Fr1,j}; P_{Fr2,i})}. \quad (5)$$

де r – значення кореляції, а $P_{fr1,j}$ – фрагмент зображення.

Серед енергетичних методів одним із найбільш вживаних є метод еластичного зіставлення [15].

У напрямку геометрично-просторових методів суміщення (див. рисунок) сьогодні найбільше домінують нейромережеві методи розв'язання задач класифікації, сегментації та розпізнавання. Особливості нейромережевого підходу (зокрема процедура навчання мереж) не дають можливості використовувати ці методи для прискореного розв'язання задач суміщення на субпіксельному рівні.

У [16] розглядається алгоритм суміщення та пошуку на основі використання властивостей кольору і просторових відношень між областями зображень. Основою [16] є побудова однорідних і квазіоднорідних областей за пороговими правилами на основі текстур, тону та насиченості.

Наступним важливим підходом у напрямку геометрично-просторових методів є використання двомірного зіставлення з використання перетворень [24, 57]. Самі перетворення є засобом виявлення об'єктів для суміщення в одній координатній області, а також для видалення дефектів. Перетворення для сусідніх областей повинні добре узгоджуватись вздовж границі між областями [23].

Ще одним із важливих прийомів є використання розпізнавання через суміщення, яке полягає у інтерпретації двовимірних зображень на основі відповідності двовимірним моделям. Інтерпретація зображення здійснюється на основі виявлення моделі і RST-відображення – такого, яке відображає відомі структурні компоненти моделі на компоненти зображення. Основним практичним інструментарієм є кластеризація за розміщенням [27, 28, 55, 59], пошук у дереві (B, B+, K, R, R*, R+ – дерева) чи реляційному графі [62] і метод локальних базових ознак [21].

Розвитком цього підходу є метод дискретної релаксації [25, 26] і реляційні зіставлення [22]. Реляційне зіставлення потенційно є надійнішим за строге суміщення, якщо геометричні співвідношення є стійкішими порівняно з метричними співвідношеннями.

Суміщення зображень із дефектами [30, 56] може ускладнюватись порушеннями метричних співвідношень. У такому випадку використання топологічних відношень завдяки їх стійкості до таких помилок може полегшити розв'язання задачі. Якщо за допомогою топологічних відношень вдалось знайти достатню кількість точок уваги (керуючих точок), то на їх основі можна побудувати відображення, параметри якого дають змогу врахувати метричні спотворення [29]. Для оцінювання параметрів відображення використовується метод найменших квадратів. У [30] аналізується використання методу найменших квадратів у випадку існування деформацій.

3. Суміщення зображень на основі методів сегментації

Розглянемо методи, які входять до групи Б (див. рисунок).

Піксельні методи [31–37], (подібними у групі А є методи суміщення на основі значень кольору) є методами локальної дії і орієнтуються на попиксельне порівняння зображень (кадрів). У найпростішому випадку використовується піксельна

$$d_{SgPxl}(P_1; P_2) = \frac{\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^h \sum_z |c_{1z(i,j)} - c_{2z(i,j)}|}{lh}, \quad (6)$$

де $c_{1z(i,j)}, c_{2z(i,j)}$ – інтенсивності z -их кольорових компонент зображень P_1 та P_2 .

Основним недоліком методів на основі метрики (6) є незадовільні результати при роботі із малими чи великими порівняно із зображенням фрагментами. Подальшим розвитком є використання піксельних метрик на основі порогових кількостей, статистичних величин, наприклад, нормованих енергій різниць, і похідних [3]. Для випадку великих за розмірностями наборів ще використовується підхід на основі векторів міток.

Загалом основною проблемою піксельних методів залишається велика кількість арифметичних операцій, чутливість до шумів та дефектів та чутливість до рухів.

Гістограмні методи [38–46, 60] (подібним у групі А є підклас методів на основі форм) є методами глобальної дії, суть яких полягає у використанні міри, отриманої на основі гістограм інтенсивностей. У найпростішому випадку використовується міра на основі метрики

$$d_{SgHstgrm}(P_1; P_2) = \max_{z \in \{R,G,B\}} \sum_{i=0}^k |H_{1zi} - H_{2zi}|, \quad (7)$$

де H_{1zi}, H_{2zi} – i -ті гістограми z -х кольорових компонент кольорової моделі (п.1.1.1) зображень P_1 та P_2 .

З метою зменшення обчислень і для окремих випадків отримано велику кількість різноманітних модифікацій метрики (1.13), наприклад, використання кольорових моделей HSV та YUV, звуження RGB, цільових функцій та генетичних алгоритмів, ваг та порогів (метод подвійного порівняння [32]). У сучасних найбільш досконалих гістограмних методах використовуються міри на основі крос-ентропії, дивіргенції та відстаней Кульбака–Лейблера та Бхатачар'ї [3].

Оскільки гістограмні методи не містять інформації про локальні розподіли інтенсивностей, то вони є більш стійкими до різноманітних шумів і дефектів. Ще однією перевагою гістограмних методів є інваріантність до незначних поворотів та малих змін масштабу. Основним недоліком є те, що два абсолютно різні зображення можуть мати однакові або дуже подібні гістограми, оскільки не враховується просторова структура зображень. При цьому за швидкістю роботи гістограмні методи не дуже перевищують піксельні.

Блочні методи [46, 52, 18]. Суть цих методів полягає у побудові топологій на зображеннях і побудови мір подібності між елементами покриттів цих топологій. Міри подібності зазвичай будуються на основі математичних статистик [61] або колірних співвідношень між блоками. Наприклад, дуже часто використовують міру Якимовського [35] та статистику Фройдна [3]

$$d_{Sg\text{ Yakym}}(P_1; P_2) = \frac{(\sigma_{(P_1; P_2)z})^2}{\sigma_{P_1z} \sigma_{P_2z}}; \quad d_{Sg\text{ Frd}}(P_1; P_2) = (M_{P_1z} - M_{P_2z}) \sqrt{\frac{lh}{\sigma_{P_1z} \sigma_{P_2z}}}, \quad (8)$$

де $\sigma_{(P_1; P_2)z}$ – дисперсія інтенсивностей пікселів z-х фрагментів відразу двох зображень P1 та P2, а $\sigma_{P_1z}, \sigma_{P_2z}$ – фрагментів окремих зображень, $M_{P_1z} - M_{P_2z}$ – середні значення (2.19) інтенсивностей пікселів z-х фрагментів зображень P1 та P2.

Використання блочного підходу дає змогу пришвидшити роботу практичних алгоритмів порівняно з алгоритмами на основі методів, описаних вище. На відміну від гістограмних, блочні методи враховують просторову неоднорідність зображень, що збільшує релевантність методів. Ще однією перевагою блочних методів є відносна стійкість до шумів і різноманітних дефектів зображень.

Ознакові методи [63–72]. На відміну від попередніх методів, ознакової групи ґрунтуються на виділенні більш інформативних ознак, зокрема інваріантів, крайових точок, колірних переходів, статистик та ін. При цьому характеристикою зазвичай є не окрема ознака, а її набір, наприклад, інваріантів, або градієнтний вектор, а основною методологічною базою – граничні методи. Основним недоліком є потреба значної кількості пам'яті, які у випадку розмірних наборів великих зображень можуть вичерпати увесь об'єм операційної пам'яті. А внаслідок віртуалізації пам'яті значно падає швидкодія практичних алгоритмів.

Потокові методи [54, 73] є варіацією блочних методів. Основною ідеєю поточкових методів є побудова рівняння руху блоків, на які розбиваються зображення у наборах (або кадри відеопотоку). Основним інструментарієм є нормована кореляція і задача пошуку її максимуму [3].

$$\rho_{Sg\text{ NorCor}}(\xi) = \frac{F^{-1}\{F_1(w)F_2^*(w)\}}{\sqrt{\int |F_1(w)|^2 dw \int |F_2(w)|^2 dw}}, \quad (9)$$

де ξ, ω – просторові та частотні координати; $F(\omega), F^{-1}, *$ – пряме, обернене та комплексно-спряжене перетворення Фур'є. Мірою розглядається максимум (1.15).

Завдяки кореляції основним недоліком є ресурсомісткість методики, особливо за умови існування великої кількості блоків. Ще одним обмеженням використання поточкових методів є необхідність існування значних зміщень блоків у зображеннях (кадрах).

Комбіновані методи [53]. В основу цих методів покладено використання комбінованого підходу за декількома методами, описаними вище. Наприклад, такий алгоритм

Виділення частотних характеристик.

Визначення різниць інтенсивностей.

Побудова гістограм.

Завдяки використанню декількох методик збільшується точність суміщення, але зростає час обробки зображень. Тому основною областю використання комбінованих методів є сегментація відеопотоків.

Висновки

Побудова робастних оцінок за схемами випадкових полів вимагають великих обчислювальних ресурсів. А це утруднює їх використання у системах з часовими обмеженнями. Одним із

шляхів вдосконалення є зменшення параметрів методів і удосконалення схем оцінок відповідності у конкретних прикладних задачах.

Оцінка наборів зображень на основі методу побудови випадкових вибірок є незадовільним з погляду малої імовірності вибірки без outlier даних, неточності оцінки гіпотез і великої імовірності прийняття невірної гіпотези. Серед усіх методів цієї групи для вирішення вказаних недоліків є напрям використання апріорної інформативності (метод MAPSAC). Проте на практиці не завжди існує додаткова інформативність вхідних даних, а тому оцінка зводиться до базової схеми.

Забезпечення робастності у оцінках наборів зображень за параметрами є зайвою за двома причинами. По-перше, оскільки набір зображень є фіксованим, то поява зовнішніх впливів на параметри є відсутньою. По-друге, внутрішні викиди у наборі параметрів можуть бути видалені фільтраційними правилами ще до початку оцінки, а тому на процес оцінювання статичного набору не впливають. За цих двох причини якість оцінки статистичними методами буде збігатись з результатами М-оцінки.

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Стокман Д; пер. с англ.; под ред. С. М. Соколова. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 752 с. 2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; пер. с англ. под ред. П.А. Чочиа. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с. 3. Лукьяница А.А., Шишкин А.Г. Цифровая обработка видеозображений. – М.: ISS Press, 2009, 511 с. 4. Крот А. М. Быстрые алгоритмы и программы цифровой спектральной обработки сигналов и изображений / А.М. Крот, Е.Б. Минервина. – Минск: Наука и техника, 1995. – 407 с. 5. Цифровая обработка изображений в информационных системах: [учебное пособие] / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых [и др.]. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2000. – 168 с. 6. Анисимов Б.В. Распознавание и цифровая обработка изображений / Б. В. Анисимов, В. Д. Курганов – М.: Высш.школа, 1983. – 296 с. 7. Гиренко А.В. Методы корреляционного обнаружения объектов / А.В. Гиренко. – Харьков: АО Бизнес Информ, 1996. – 112 с. 8. Абламейко С.В. Сокращение вычислительных затрат при корреляционной обработке бинарных изображений / С.В. Абламейко, Р.П. Бозуш, С.В. Мальцев // Цифровая обработка изображений: Сборник научных трудов НАН Беларуси Институт технической кибернетики. – Минск, 2001. – Вып. 5. – С. 45–48. 9. Крот А.М. Быстрые алгоритмы и программы цифровой спектральной обработки сигналов и изображений / А.М. Крот, Е.Б. Минервина. – Минск: Наука и техника, 1995. – 407 с. 10. Мельник Р.А., Тушницкий Р.Б. Поиск зображень у базах даних за структурними коефіцієнтами на основі алгоритму триступеневої кластеризації // Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”: Комп’ютерні системи проектування. Теорія і практика.– 2009. – № 651. – С. 190–196. 11. Baeza-Yates, R., Cunto W., Manber U., Wu S. Proximity matching using fixed queries trees. Combinatorial Pattern Matching. Springer-Verlag, New York, 1994, p.198-212. 12. Berman, A. P.A new data structure for fast approximate matching, technical report 94-03-02. Department of Computer Science and Engineering, University of Washington 1994. 10p. 13. Berman A., Shapiro L. A flexible image database system for content-based retrieval. Comput. Vision and Image Understanding, 1999, v. 75(1-2): p.175-195. 14. Carson C, Belongie S., Greenspan H., Malik J. Region-based image querying. Proc. IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries, San Juan, Puerto Rico, 1997, p.42-49. 15. Del Bimbo A., Pala P., Santini S. Visual image retrieval by elastic deformation of object sketches. IEEE Symp. Visual Lang. 1994, p. 216-223. Fleck, M. M., D. A. Forsyth, and C Bregler. Finding naked people. Proc. Euro. Conf. Comput. Vision. Springer-Verlag, New York, 1996, p. 593-602. 16. Forsyth, D., Malik J., Fleck M., Greenspan H., Leung T., Belongie S., Carson C, Bregler C. Finding pictures of objects in large collections of images. Proc. 2nd Inter. Workshop on Object Representation in Comput. Vision , 1996. P335-360. 17. Kato T., Kurita T., Otsu N., Hirata K. A sketch retrieval method for full color image database. 11th Inter. Conf. Pattern Recog. 1992, p. 530-533. 18. Ma W., Manjunath B. Netra: a toolbox for navigating large image databases. Multimedia Systems, 1999, v. 7(3), p.184-198. 19. Niblack W., and others. The QBIC project: Querying images by content using color, texture, and shape. SPIE Proc. Storage and Retrieval for Image and Video Databases, 1993, p.173-187. 20. Chen J., Stockman G. Indexing to 3D model aspects using 2D contour features. Proc. Int. Conf. Comput. Vision and Pattern Recog. (CVPR), San Francisco, C A (June 18-20),

expanded paper to appear in the journal CVIU . 1996. pp. 913-920. Costa M., Shapiro L. Scene analysis using appearance-based models and relational indexing. *IEEE Symposium on Comput. Vision* .1995, p.103-108. 21. Goshtasby A. Image registration by local approximation methods. *Image and Vision Computing*, 1988. v. 6(4): p.255-261. 22. Grimson W., Lozano-Perez T. IModel-based recognition and localization from sparse range or tactile data. *Int. J. Robotics Research*, 1984. v. 3(3): p.3-35. 23. Hummel R., Zucker S. On the foundations of relaxation labeling processes. *IEEE Trans.*, 1983. v. PAMI-5: p.267-287. 24. Rosenfeld A., Hummel R., Zucker S. Scene labeling by relaxation operators. *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybern.*, 1976, v. SMC-6: p.420-453. 25. Stockman G., Kopstein S., Benett S. Matching images to models for registration and object detection via clustering. *IEEE Trans. PAMI*, 1982, v. PAMI-4(3): p.229-241. 26. Stockman, G. Object recognition and localization via pose clustering. *Comput. Vision, Graphics and Image Proc*, 1987, v. 40: p.361-387. 27. Van Wie, P., Stein M. A LANDS AT digital image rectification system. *IEEE Trans. Geosci. Electron.*, 1977, v. GE-15 (July 1977). P.4A-18 – 4A-26. 28. Wolberg G. *Digital Image Warping*. IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, CA, 1990. 344p. 29. T. Kikukawa, S. Kawafuchi. Development of an Automatic Summary Editing System For the Audio-Visual Resources. In: *Transactions on Electronics and Informalion*, J75-A, p. 204-212, 1972. 30. H. Zhang, A. Kankanhalli, W. Smoliar. Automatic Partitioning of Full -motion Video. In: *Multimedia Systems*, v. 1, p. 10-28, 1993. A. Nagasaka, Y. Tanaka. Automatic Video Indexing and Full-Video Search for Object Appearances. *Visual Database Systems II*, E. Knuth, L.M. Wegner (eds.), Elsevier, p. 113-127,1995. 31. A. Hampapur, R. Jain, T. Weymouth. Production Model Based Digital Video Segmentation. In: *Multimedia Tools and Applications*, v. 1, p. 1-38, 1995. 32. W. Ren, M. Sharma, S. Singh. Automated Video Segmentation. In: *Proc. International Conference on Information, Communication and Signal Processing*, Singapore, 2001. 33. Y. Taniguchi, A. Akutsu, Y. Tonomura. Panorama Excerpts: Extracting and Packing Panoramas for Video Browsing. In: *Proc. ACM International Conference on Multimedia* , Seattle, p. 427-436, 1997. 34. S. Lawrence, D. Ziou, M. F. Auclair-Fortier, S. Wang. Motion-insensitive Detection of Cuts and Gradual Transitions in Digital Videos. Technical Report 266, DMI, University of Sherbrooke, Canada, 2001. 35. Y. Tonomura, S. Abe. Content-oriented Visual Interface Using Video leons for Visual Database Systems. In: *Journal of Visual Languages and Computing*, v. 1, p. 183-198, 1990. 36. U. Gargi, R. Kasturi. An Evaluation of Color Histogram-based Methods in Video Indexing. In: *Proc. International Workshop on Image Databases and Multimedia Search*, Amsterdam , p. 75-82, 1996. 37. D. Pye, N. J. Hollinghurst, T. I. Mills, K. R. Wood. Audio-visual Segmentation for Content-based Retrieval. In: *Proc. International Conference on Spoken Language Processing*, Sydney, 0517, 1998. 38. M. Ahmed, A. Karmouch, S. Abu-Hakima. Key Frame Extra ction and Indexing for Multimedia Databases. In: *Proc. Vision Interface Conference*, Trois-Rivieres, p. 506-511, 1999. 39. C. O'Toole, A. Smeaton, N. Murphy, S. Marlow. Evaluation of Automatic Shot Boundary Detection on a Large Video Test Suite. In: *Proc. Conference on Challenge of Information Retrieval*, Newcastle, 1999. 40. P Chiu, A. Girgensohn, W Polak, E. Rieffel, L. Wilcox. A Gene tic Algorithm for Video Segmentation and Summarization. In: *Proc. IEEE In ternational Conference on Multimedia and Expo*, New York, v. 3, p. 1329-1332, 2000. 41. A. Dailianas, R. B. Allen, P. England. Comparison of Automatic Video Segmentation Algorithms. In: *Proc. SPIE Conference on Integration Issues in Large Commercial Media Delivery Systems*, Philade lphia, v. 2615, p. 2-16, 1995. 42. W Zhao, I. Wang, D. Bhat, K. Sa kiewics, N. Nandhakumar, W Chang. Improving Color-based Video Shot Detection. In: *Proc. IEEE International Confe rence on Multimedia Computing and Systems*, Florence, v. 2, p. 752-756, 1999. 43. S. Kim, R. H. Park. A Novel Approach to Scene Change Detection Using a Cross Entropy. In: *Proc. IEEE International Conference on Image Processing*, Va ncouver, v. 3, p. 937-940, 2000. 44. R. Kasturi, R. C. Jain . *Dynamic Vision*. Computer Vision: Principles, KastLu'i R, Jain RC (eds.), IEEE Computer Society Press, Washington, p. 469-480, 1991. 45. M. S. Lee, Y. M. Yang, S.W Lee. Automatic Video Parsing Using Shot Boundary Detection and Camera Operation Analysis. In: *Paltern Recognition*, v. 34, p. 711-719, 2001. 46. C. M. Lee, M. C. Ip. A Robust Approach for Camera Break Detection in Color Video Sequences. In: *Proc. IAPR International Workshop on Machine Vision Applications*, Kawasaki , p. 502-505, 1994. 47. M. Bertini, A. Del Bimbo, P Pala. Conte nt-based Indexi ng and Retrieval of TV News. In: *Pattern Recognition Letters*, v.22, p. 503-516, 2001. 48. R. Dugad, K. Ratakonda, N. Ahuj a. Robust Video

Shot Change Detection. In: *Proc. IEEE Workshop on Multimedia Signal Processing, Redondo Beach*, p.345-356, 1998. 49. D.A.Adjeroh, M. C. Lee, C. U. Orji. *Techniques for Fast Partitioning of Compressed and Uncompressed Video. Multimedia Tools and Applications*, v. 4, p. 225-243, 1997. 50. A. Miene, A. Dammeyer, Th. Hermes, O. Herzog. *Advanced and Adaptive Shot Boundary Detection. In: Proc. ECDL WS Generalized Document, D. W Fellner, N Fllhr and I. Willen (eds.)*, p. 39-43, 2001. 51. S. Porter, M. Mirmehdi, B. Thomas. *Video Indexing Using Motion Estimation. In: Proc. British Machine Vision Conference, Norwich*, p. 659-668, 2003. 52. Y. Zhuang, Y. Rui, T. S. Huang, S. Mehrotra. *Adaptive Key Frame Extraction Using Unsupervised Clustering. In: Proc. IEEE International Conference on Image Processing, Chicago*, p. 866-870, 1998. 53. A. Graves, S. Gong. *Spotting Scene Change for Indexing Surveillance Video. In: Proc. British Machine Vision Conference, Norwich*, p. 469-478, 2003. 54. B. Fauvet, P. Bouthemy, P. Gras, F. Spindler. *A Geometrical Key-frame Selection Method Exploiting Dominant Motion Estimation in Video. In: Proc. International Conference on Image and Video Retrieval, Dublin*, p. 419-427, 2004. 55. R. Hammoud, R. Mohr. *A Probabilistic Framework of Selecting Effective Keyframes for Video Browsing and Indexing. In: Proc. International Workshop on RealTime Image Sequence Analysis, Oulu*, p. 79-88, 2000. 56. Y. S. Avrithis, A. D. Doulamis, N. D. Doulami s, S. D. Kollias. *An Adaptive Approach to Video Indexing and Retrieval Using Fuzzy Classification. In: Proc. International Workshop on Very Low Bitrate Video Coding, Urbana*, p. 69-72, 1998. 57. E. Saykol, U. Gudukbay, O. Ulusoy. *A Histogram-based Approach for Object-based Query-by-Shape-and-Color in Image and Video Databases. In: Image and Video Computing*, v. 23, p. 1170-1180, 2005. 59. S. Kullback. *Information Theory and Statistics. Dover, N. – Y.*, 1968. 58. Del Bimbo, A., Vicario E., Zingoni D. *Sequence retrieval by contents through spatio temporal indexing. IEEE Symp. Visual Lang.*, 1993, p.88-92. 60. E Arman, R. Depommier, A. Hsu, M. Y. Chiu. *Content-based Browsing of Video Sequences. In: Proc. ACM International Conference on Multimedia, San Francisco*, p. 97-103, 1994. 61. R. Zabih, I. Miller, K. Mai. *A Feature-based Algorithm for Detecting and Classifying Production Effects. Multimedia Systems*, v. 7, p. 119-128, 1999. 62. J. Canny. *A Computational Approach to Edge Detection. In: IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 8, p. 679-698, 1986. 63. D. Huttenlocher, E. Jaquith. *Computing Visual Correspondence: Incorporating the Probability of a False Match. In: Proc. International Conference on Computer Vision*, p. 515-522, 1995. 64. R. Lienhart. *Comparison of Automatic Shot Boundary Detection Algorithms. In: Proc. SPIE Conference on Storage and Retrieval for Image and Video Databases, San Jose*, v. 3656, p. 290-301, 1999. 65. H. Yu, G. Bozdagi, S. Harrington. *Feature-based Hierarchical Video Segmentation. In: Proc. IEEE International Conference on Image Processing, Santa Barbara*, v. 2, p. 498-501, 1997. 66. A. Hanjali c. *Shot-boundary Detection: Unraveled and Resolved? In: IEEE Transactions on Circuits and Systems' for Video Technology*, v. 12, p. 90-105, 2002. 67. D. C. Call, G. K. Choma. *Image Activity Characteristics in Broadcast Television. In: IEEE Transactions on Communications*, v. COM-24, p. 1201-1206, 1976. 68. B. Salt. *Statistical Style Analysis of Motion Pictures. In: Film Quarterly*, v. 28, p. 13-22, 1973. 69. B.-L. Yeo, B. Liu. *Rapid Scene Analysis on Compressed Video. In: IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, v. 5, p. 533-544, 1995. 70. Freeman, W., D. Anderson, P. Beardsley, C. Dodge, M. Roth, C. Weissman. W. Yerazunis, H. Kage, K. Kyuma, Y. Miyake, and K. Tanaka. 1998. *Computer vision for interactive computer graphics. IEEE Comput. Graphics and Applications*, v. 18(3) (May-June 1998), 42-53. 71. Kage, H., W. T. Freeman, Y. Miyake, E. Funatsu, K. Tanaka, and K. Kyuma. 1999. *Artificial retina chips as on-chip image processors and gesture-oriented interfaces. Optical Engineering*, 38(12):1979-1988. 72. Maes, P., T. Darrell, B. Blumberg, and A. Pentland, 1996, *The ALIVE System: Wireless, Full-Body, Interaction with Autonomous Agents. ACM Multimedia Systems: Special Issue on Multimedia and Multisensory Virtual Worlds, Sprint*, 1996. 73. Darrell, T., G. Gordon, M. Harville, and J. Woodfill. 1998. *Integrated person tracking using stereo, color, and pattern detection. Proc. IEEE CVPR, Santa Barbara, CA (June 1998)*, 601-608. 74. Bakic, V., and G. Stockman. 1999. *Menu selection by facial aspect. Proc. Vision Interface '99, Quebec, Canada (18-21 May 1999)*, 18-21.