

накопление гистограммы результирующего изображения одновременно с основной операцией.

ППО содержит 257 корпусов ИС, выполнен на 6-слойной печатной плате с двумя накладными разъемами и потребляет мощность 57 Вт.

Реальное время поэлементной обработки двух изображений форматом (256×384) составляет менее 0,2 с. Определение координат точек, значение которых превышает заданный порог, производится вдвое быстрее.

ЛИТЕРАТУРА

1. Меркулов А. Н., Любимов Б. О., Тупикин А. Н., Губко В. Д. Специализированный дисплейный процессор «Нейрон Н-852» // Техника средств связи.— 1984.— Вып. 3.
2. Борисенко В. И., Труль Ю. В., Халтурин А. Ю. и др. Комплекс цифровой обработки видеoinформации СВИТ // Обработка изображений и дистанционные исследования: Тез. докл. Всесоюз. конф.— Новосибирск: ВЦ СО АН СССР, 1984.
3. Киричук В. С., Косых В. П., Обидин Ю. В. и др. Система цифровой обработки изображений с двухшинной архитектурой // Автометрия.— 1989.— № 2.

Поступила в редакцию 6 января 1988 г.

УДК 621.391 : 681.3.01

В. М. ЕФИМОВ, В. С. КИРИЧУК, А. И. ПУСТОВСКИХ,
А. Л. РЕЗНИК
(Новосибирск)

МЕТОДИКА ОБРАБОТКИ СЕРИЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Бурное развитие систем восприятия изображений поставило задачу совместного анализа серий изображений одной и той же сцены. Цель такого анализа обычно заключается в точном оценивании стационарного фона либо в поиске динамических объектов, действие которых на изображении сводится к локальным изменениям фона.

В процессе регистрации изображений в силу неидеальности и дискретности систем считывания, вариаций условий регистрации и особенностей переноса реальной (объемной) сцены на плоское изображение возникает ряд мешающих факторов, которые в общем случае сводятся к следующему: 1) искажение геометрии изображений; 2) амплитудное преобразование плотности изображений; 3) наличие в каждом кадре шума, практически некоррелированного от кадра к кадру:

$$D_l(x_i, y_j) = F_l\{M\{\varphi_l(x_i, y_j)\psi_l(x_i, y_j)\}, x_i, y_j\} + \Xi_l(x_i, y_j), \quad l = 1, n; \quad (1)$$

$$D_{n+1}(x_i, y_j) = M(x_i, y_j) + W(x_i, y_j) + \Xi_{n+1}(x_i, y_j), \quad i = 1, N_x, \quad j = 1, N_y.$$

Здесь F_l — функция амплитудного преобразования; φ_l, ψ_l — функции преобразования координат (геометрии изображений); Ξ_l — шумы, сопровождающие измерения; M — непосредственно регистрируемое изображение; W — функция, описывающая локальные изменения в $n + 1$ кадре:

$$W(x_i, y_j) = \sum_{l=1}^k A_l f_l(x_i - x_l, y_j - y_l),$$

где A_l — амплитуды, а f_l — формы объектов.

Следует отметить, что даже в такой неполной формулировке (не учтены свойства считывающего датчика, введена аддитивность шума) задача принципиально неразрешима (число неизвестных больше числа измерений), поэтому необходимы различные ограничения на все виды перечисленных искажений. Такие ограничения, конечно, определяются

конкретной проблематикой рассматриваемых вопросов, цель же данной статьи — попытаться выработать некоторые общие рекомендации на основе уже накопленного опыта решения прикладных и теоретических вопросов такого типа [1—12].

Необходимость рассмотрения достаточно громоздкой задачи (1) объясняется тем, что покадровая обработка (особенно в случае мощного фона) оказывается малоэффективной, поскольку обнаружение локальных слабых изменений фона связано с большим числом «ложных тревог» на отдельном кадре. Иные возможности дает совместная обработка кадров. Пусть, например, система сканирования идеальна и фон не изменен.

Оптимальные линейные оценки фона и функции W очевидны:

$$\widehat{M} = \frac{1}{n} \sum_l^n D_l; \sigma_m^2 = \frac{\sigma_\xi^2}{n}; \quad (2)$$

$$\widehat{W}_1 = D_{n+1} - \widehat{M}; \sigma_{W_1}^2 = \sigma_\xi^2 + \frac{\sigma_\xi^2}{n}.$$

Таким образом, в данном примере удалось полностью избавиться от стационарного фона и незначительно (при не слишком малых n) увеличить составляющую шума. Если рассматривать фон как неизменяющуюся от кадра к кадру реализацию стационарного случайного процесса, то оценка (2) может быть несколько улучшена:

$$\widehat{W}_2 = D_{n+1} - \frac{\sigma_\Phi^2}{\sigma_\Phi^2 + \sigma_\xi^2/n} \widehat{M}, \quad \sigma_{W_2}^2 = \sigma_\xi^2 + \frac{\sigma_\xi^2}{n} \frac{1}{1 + \sigma_\xi^2/(n\sigma_\Phi^2)}, \quad (3)$$

где σ_Φ^2 — дисперсия фона.

Использование таких оценок при любых соотношениях фон/шум позволяет существенно (особенно при $\sigma_\Phi^2 > \sigma_\xi^2$) снизить уровень ложных тревог и тем самым повысить вероятность выделения объектов или при той же вероятности уменьшить их амплитуду.

Подчеркнем, что реализация рассмотренных процедур возможна только при полной идентичности фона на кадрах. Поэтому при анализе реальных серий необходима предварительная обработка изображений с целью устранения различного рода геометрических и яркостных искажений. Следует также отметить, что при цифровой обработке сами изображения представляют собой цифровые массивы, значения которых получены в узлах прямоугольной решетки реального непрерывного поля, так что при обработке следует учитывать несовпадение узлов решетки в обрабатываемых кадрах.

Как уже отмечалось выше, общая задача в постановке (1) принципиально неразрешима. Поэтому необходимо задавать параметрический вид всех искажающих функций F , φ , ψ либо искусственно разбивать решение задачи на некоторые этапы и последовательно при различных предположениях о характере функций устранять влияние искажающих факторов. Применение первого подхода, обеспечивающего максимальную точность, приводит к крайне громоздким, практически трудно реализуемым алгоритмам. Для иллюстрации рассмотрим простой пример. Пусть последовательности изображений отличаются друг от друга только смещением координат (положим для простоты, что узлы решеток считывания совпадают) и сопровождаются некоррелированным гауссовым шумом:

$$D_l(x_i, y_j) = M(x_i + \varepsilon_l, y_j + \delta_l) + \Xi_l(i, j), \quad l = 1, n+1.$$

Использование метода максимального правдоподобия приводит к необходимости поиска минимума функционала

$$J = \sum_{l=1}^{n+1} \sum_{ij} \{D_l(x_i, y_j) - M(x_i + \varepsilon_l, y_j + \delta_l)\}^2$$

по параметрам $M(x_i, y_j)$ и смещениям $\varepsilon_l, \delta_l, l=1, n$. Определяя и исключая M , а также предполагая (для устранения влияния граничных условий), что изображения заданы на торе, получаем, что минимизация J эквивалентна поиску максимума

$$V = \sum_{l=1}^{n+1} \sum_{v=1}^{n+1} R \{\varepsilon_l - \varepsilon_v, \delta_l - \delta_v\}$$

по параметрам $\varepsilon_l, \delta_l, l=1, n$, где R — попарные кросскорреляционные функции изображений. Следовательно, даже в такой простейшей постановке задача требует численной многопараметрической минимизации функции V . Поэтому при практической реализации процедур совместного анализа приходится идти на искусственное поэтапное решение задачи.

Геометрические искажения. Наиболее трудоемкой и сложной задачей является устранение геометрических искажений, т. е. определение смещений дискретных решеток друг относительно друга и нахождение геометрического преобразования кадров, выполнение которого позволит привести всю последовательность кадров к единой системе координат.

Как правило, для устранения геометрических искажений принимается интерполяционная модель: определяются взаимные смещения для наиболее информативных (реперных) фрагментов; преобразование координат между ними выполняется по интерполяционным формулам, полученным из физически обоснованной модели. Сеть реперных фрагментов должна более или менее равномерно покрывать исследуемые изображения и, вообще говоря, иметь сгущения в местах наибольших искажений. Требования к реперным фрагментам очевидны: для них должно быть «хорошим» отношение сигнал/шум, что обеспечивает малые ошибки совмещения реперов; в зоне возможных смещений должны отсутствовать фрагменты-«близнецы» для исключения грубых ошибок совмещения. Последнее обстоятельство накладывает ограничение снизу на размер фрагмента. Ограничение сверху обусловлено наличием геометрических искажений типа растяжения и поворота.

Характер геометрических искажений определяет построение сети реперных фрагментов. Например, при координатных смещениях кадров в принципе достаточно идентификации одного фрагмента, при смещениях и поворотах — двух, при аффинных преобразованиях — трех и т. д. Следует отметить, что при высокочастотных геометрических искажениях (например, обусловленных неравномерностью скорости сканирования) приходится исследовать все фрагменты изображения (полностью покрывающие изображение) и для каждого из них находить «аналог» на совмещаемом изображении.

Критерии идентификации фрагментов зависят от статистических свойств совмещаемых изображений и от функций амплитудного преобразования F_l . В предположении гауссовости и аддитивности шумов (при тождественных функциях преобразования F_l) оптимальны в смысле максимума правдоподобия алгоритмы, базирующиеся на среднеквадратической разности изображений, при допустимости линейного изменения функций F — статистики типа коэффициента корреляции [13]. Учет пространственной статистической структуры приводит к критериям, описанным в [14]. Все упомянутые выше алгоритмы работоспособны при малых по сравнению с линейными размерами совмещаемых фрагментов геометрических искажениях

$$\begin{aligned} \max |\varphi_l(x_i, y_j) - \bar{\varphi}_l| &\sim \Delta x = x_{i+1} - x_i; \\ \max |\varphi_l(x_i, y_j) - \bar{\psi}_l| &\sim \Delta y = y_{j+1} - y_j \end{aligned} \quad (4)$$

для точек (x_i, y_j) , являющихся внутренними точками выбранного фрагмента. Использование критериев идентификации, инвариантных к повороту [1], позволяет отыскивать реперные фрагменты на сильно развернутых кадрах. Существуют также методики [2], инвариантные к одно-

значным амплитудным преобразованиям. Однако обеспечение работоспособности алгоритмов обработки при сильных искажениях геометрии (условие (4) не выполняется) и при наличии амплитудных искажений весьма проблематично. В этом случае наиболее рациональным выходом представляется использование диалоговых систем, т. е. выделение оператором нескольких характерных реперных точек на всех кадрах последовательности. Здесь достаточно эффективна последовательная процедура: поиск «вручную» реперов и осуществление «приближенного» геометрического преобразования, а затем автоматический поиск сетки реперов одним из описанных выше алгоритмов.

Эффективность поиска реперов также может быть повышена с помощью амплитудных преобразований, оценки которых получаются как результат приведения гистограмм кадров к единому виду [5].

Выше шла речь о достаточно «грубой» привязке фрагментов, т. е. о привязке с точностью до шага дискретной решетки изображений. Опыт обработки показывает, что такая привязка недостаточно эффективна, особенно при резком изменении фона M , что приводит к появлению «ложных» контуров, а также при размерах искомого объекта, соизмеримых с шагом решетки. Необходимо подчеркнуть, что увеличением числа реперных фрагментов в общем случае невозможно повысить точность «грубой» привязки, так как содержательно она эквивалентна квантованию параметров привязки.

Восстановление функций геометрического преобразования по некоторому набору пар дискретных значений является общей задачей восстановления непрерывной функции, заданной на некотором множестве дискретных точек, и здесь возможно множество вариантов алгоритма обработки. В практической работе нами исследовались в основном два подхода: для «сильных» геометрических искажений — представление функций в виде конечного ряда с оцениванием коэффициентов разложения [6], для слабых — линейная аппроксимация при достаточно «густой» сети реперных фрагментов. В этом случае необходимо обратить внимание на следующее обстоятельство. При осуществлении геометрического преобразования возникает проблема несовпадения координат (x_i, y_j) узлов решетки опорного изображения с координатами (x_i^*, y_j^*) узлов решетки преобразованного изображения. При использовании различных процедур интерполяции сигнала (ступенчатая, линейная, квадратичная) возможен как пропуск, так и двойное восстановление значения плотностей в узлах опорного изображения. Поэтому приходится использовать параметрическое представление не функций φ и ψ , а φ^{-1} , ψ^{-1} :

$$\begin{aligned}\varphi^{-1}(x, y) &= \sum \alpha_{ij} U_{ij}(x, y); \\ \psi^{-1}(x, y) &= \sum \beta_{ij} V_{ij}(x, y),\end{aligned}\tag{5}$$

т. е. определять преобразование, переводящее решетку опорного изображения в координаты «подгоняемого», и восстанавливать по этому изображению плотности в преобразованных узлах опорного изображения.

При непосредственном оценивании коэффициентов разложения следует учитывать неравноточность оценок координат реперов. В реализованных алгоритмах осуществлялось «взвешивание» измерений по матрицам вторых производных (получаемых конечными разностями) от выбранного критерия сходства фрагментов. Кроме того, необходимо учитывать возможность «грубых» ошибок (срывов) при поиске идентичных фрагментов. При значительной величине разности между найденными и оцененными через функции $\varphi^{-1}(x, y)$ и $\psi^{-1}(x, y)$ координатами такие фрагменты необходимо исключать из процесса обработки.

Амплитудные преобразования. Абсолютно корректная компенсация амплитудных искажений возможна только при заданном виде функций F_i . В противном случае приходится использовать эвристические алгоритмы, основанные на различного рода допущениях о характере поведения F_i .

Предположение о монотонности и независимости функции от координат (при непрерывных значениях D) является достаточным для однозначного восстановления функций F_i по их одномерным распределениям (которые возможно получить только при N_x и $N_y \rightarrow \infty$). Квантование изображений D и M по плотности требует еще и условия преобразуемости всех квантованных значений M в непересекающиеся квантованные значения $F_i(M)$ (т. е. возможно расщепление уровней M после преобразования, но невозможно их слияние) и снимает требование $N_x, N_y \rightarrow \infty$. Однако наличие шума при измерении требует достаточного объема данных для построения оценок распределения (гистограмм) изображений $F_i(M)$ и M . Таким образом, в предположении монотонности, однозначности и независимости от координат функцию F_i можно восстановить путем численного решения уравнения

$$\int_0^{F(\tau)} V(\eta) d\eta = \int_0^{\tau} W(\xi) d\xi,$$

где $W(\xi)$ и $V(\eta)$ — функции распределения изображений M и $F_i(M)$.

При несоблюдении предположения о независимости F_i от координат приходится разбивать изображения на фрагменты, в пределах которых функции F_i можно считать не зависящими от координат.

Снятие условий монотонности функций F_i требует анализа двумерных распределений M и F . Алгоритмы построения функции распределения для этого случая описаны в [5].

Совмещение точнее дискрета. Как уже отмечалось, все перечисленные выше процедуры приводят к совмещению кадров с точностью до шага квантования по координатам. Для компенсации дробных сдвигов необходимы предположения о характере поведения фона между дискретными отсчетами. Наиболее простой способ — это определение дробных смещений [6] и интерполяция всех изображений с приведением к узлам дискретной решетки кадра, на котором осуществляется поиск объектов. Для оценивания фона производится простое накопление всех кадров предыстории. Другие подходы основаны на совместной обработке всей серии. Нами были рассмотрены алгоритмы линейного оптимального прогноза, т. е. оценивания коэффициентов интерполяции всех изображений по отношению к опорному по методу наименьших квадратов*, а также алгоритмы, использующие тейлоровское разложение фона [8].

Результатом работы алгоритмов совместной обработки серии кадров являются два изображения: опорное с объектами и оценка фона, полученная по всем оставшимся кадрам. Методика выделения объектов с учетом кросс- и автокорреляционных связей таких изображений приведена в [9], где также обсуждены вопросы определения вероятностей пропуска объектов и «ложной» тревоги.

Заключение. Выше была описана совместная обработка серии кадров с целью выделения объектов на текущем (опорном) кадре. Следует также обратить внимание на еще одну особенность обработки последовательности изображений — наличие различного рода теней, связанных с объемностью сцены и смещением точки съемки. Области теней приводят к появлению «ложных» объектов и плохо компенсируются линейными статистическими методами обработки. Здесь необходимо привлечение данных о трехмерности сцены либо построение существенно нелинейных процедур. Данная задача находится в стадии алгоритмической проработки, некоторые простые методы ее решения приведены в [10].

* Использование метода максимального правдоподобия для этих же целей требует обращения ленточных и блочных матриц. Здесь важной является разработка ускоренных алгоритмов обращения [7]. Следует отметить, что о преимуществах процедуры оценивания по методу максимального правдоподобия можно судить по поведению коэффициента корреляции невязок совмещаемых изображений. Если ошибки невязок коррелированы слабо, для совмещения с успехом можно использовать метод наименьших квадратов.

Построение алгоритмов обработки имеет смысл лишь в том случае, когда допустимо их практическое осуществление, т. е. применение для обработки реальных потоков данных конкретной задачи. Реализация описанных выше алгоритмов продемонстрировала (наряду с их высокими точностными характеристиками) низкую эффективность использования их на универсальных ЭВМ (особенно в системах реального времени) в силу значительного времени счета. Наращивание вычислительных возможностей путем использования более мощных ЭВМ не приведет к успеху, поскольку быстродействие необходимо увеличивать на два-три порядка. Естественный выход из данной ситуации — использование специализированных вычислителей. В работах [11, 12] описаны принципы построения и конструкции основных блоков многофункционального комплекса цифровой обработки изображений, ориентированного на решение задачи обработки изображений, в том числе на анализ серии кадров за практически приемлемое время.

Таким образом, нами рассмотрены основные этапы решения задачи обработки последовательности кадров, обсуждены наиболее трудоемкие в алгоритмическом и вычислительном отношении моменты. Представляется, что указанный подход окажется более предпочтительным в задаче выделения сигнала из смеси квазистационарного фона и шума, чем согласованная фильтрация, вследствие большой эффективности процедур обнаружения и большей доступности мощных (в том числе и специализированных) вычислительных средств.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ефимов В. М., Резник А. Л. Алгоритмы идентификации фрагментов двух изображений, инвариантные к повороту // Автометрия.— 1984.— № 5.
2. Пытьев Ю. П. Проекционный анализ изображений // Кибернетика.— 1975.— № 3.
3. Прэтт У. Цифровая обработка изображений.— М.: Мир, 1982.— Кн. 2.
4. Киричук В. С., Яковенко Н. С. Программная реализация вычислителя геометрических преобразований // Автоматизация научных исследований: Тез. докл. XIX Всесоюз. школы.— Новосибирск, 1985.
5. Киричук В. С., Пустовских А. И. Алгоритмы коррекции амплитудных искажений в серии изображений // Автометрия.— 1984.— № 5.
6. Губанов А. В., Ефимов В. М., Киричук В. С. и др. Методы оценивания взаимного смещения фрагментов цифровых изображений // Там же.— 1988.— № 3.
7. Ефимов В. М., Полосьмак В. Г., Резник А. Л. Аналитические и компьютерные алгоритмы обращения ленточных матриц // Там же.— 1985.— № 6.
8. Киричук В. С., Пустовских А. И. Применение статистических методов в задаче оценивания стационарной части фона по серии изображений // Там же.— 1988.— № 3.
9. Битюцкий О. И., Киричук В. С., Перетягин Г. И. Выделение локальных отличий при обработке последовательности изображений // Там же.— 1988.— № 5.
10. Киричук В. С., Перетягин Г. И. Сравнительный морфологический анализ и выделение отличий в совмещенных изображениях // Тез. докл. II Всесоюз. конф.— Львов, 1986.
11. Киричук В. С., Косых В. П., Обидин Ю. В. и др. Система цифровой обработки изображений с двухшинной архитектурой // Автометрия.— 1989.— № 2.
12. Обидин Ю. В. Специализированный коррелятор // Там же.
13. Киричук В. С. Метод максимального правдоподобия в задаче определения координат фрагмента // Там же.— 1983.— № 6.
14. Киричук В. С., Перетягин Г. И. Об установлении сходства фрагментов с эталоном // Там же.— 1986.— № 4.

Поступила в редакцию 5 января 1988 г.