

УДК 519.67

А.В. Заднепрянская, А.С. Погодина, Т.А. Колесникова

Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков

АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ СЕРИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ПОЭТАПНОГО УСТРАНЕНИЯ АРТЕФАКТОВ

В работе рассмотрен алгоритм обработки изображений для устранения артефактов, возникающих в силу ряда причин, связанных с неидеальностью систем считывания, различных вариаций условий регистрации и особенностей переноса реальной сцены на плоское изображение.

Ключевые слова: динамический диапазон, шум, фон, изображение, артефакт, реперные фрагменты.

Введение

Постановка проблемы. Развитие систем регистрации, обработки и вывода цифровых изображений ставит задачу совместного анализа серий изображений одной и той же сцены. Целью такого анализа является точное оценивание стационарного фона или поиск динамических объектов, действие которых на изображении сводится к локальным изменениям фона. В процессе регистрации изображений в силу ряда причин, связанных с неидеальностью и дискретностью систем считывания, различных вариаций условий регистрации и особенностей переноса реальной (объемной) сцены на плоское изображение возникает ряд мешающих артефактов, которые в общем случае сводятся к следующему:

- искажение геометрии изображений;
- амплитудное преобразование плотности изображений;
- наличие в каждом кадре шума, практически некоррелированного от кадра к кадру.

Поэтому необходимы различные ограничения на все виды перечисленных искажений. Такие ограничения определяются конкретной рассматриваемой задачей.

Цель статьи. Сформировать общие рекомендации по устранению геометрических и амплитудных искажений на основе уже накопленного опыта по обработке серии изображений.

Анализ исследований и публикаций. Общий анализ показал, что поккадровая обработка серии изображений оказывается малоэффективной, поскольку обнаружение локальных слабых изменений фона связано с большим числом различного вида шумов на отдельном кадре. Иные возможности дает совместная обработка кадров. Пусть, например, система сканирования идеальна и фон не изменен. Тогда оптимальные линейные оценки фона и функции, описывающей локальные изменения в $n+1$ изображении, можно представить следующим образом:

$$M = \frac{1}{n} \sum_1^n D_1; \sigma_m^2 = \frac{\sigma_\xi^2}{n};$$

$$W_1 = D_{n+1} - M; \sigma_{W_1}^2 = \sigma_\xi^2 + \frac{\sigma_\xi^2}{n}, \quad (1)$$

где D_1, D_{n+1} – некоррелированный шум, передающийся от кадра к кадру:

$$D_1(x_i, y_j) = F_1 \left\{ M \left\{ \varphi_1(x_i, y_j) \psi_1(x_i, y_j) \right\}, x_i, y_j \right\} + E_1(x_i, y_j), i = 1, n;$$

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

Здесь F_1 – функция амплитудного преобразования; φ_1, ψ_1 – функции преобразования координат (геометрии изображений); E_1 – шумы, сопровождающие измерения; M – непосредственно регистрируемое изображение.

Таким образом, удастся полностью избавиться от стационарного фона и незначительно (при не слишком малых n) увеличить составляющую шума. Если рассматривать фон как неизменную от кадра к кадру реализацию стационарного случайного процесса, то оценка (1) может быть несколько улучшена:

$$\hat{W}_2 = D_{n+1} - \frac{\sigma_\phi^2}{\sigma_\phi^2 - \sigma_\xi^2 / n} \hat{M}, \quad (2)$$

$$\sigma_{W_2}^2 = \sigma_\xi^2 + \frac{\sigma_\xi^2}{n} \frac{1}{1 + \sigma_\xi^2 / (n\sigma_\xi^2)},$$

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 шумов и тем самым повысить вероятность выделения объектов или при той же вероятности уменьшить их амплитуду.

Однако реализация рассмотренных алгоритмов 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 с обрабатываемых кадрах.

Изложение основного материала

Как уже отмечалось выше, общая задача в постановке 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 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:

$$D_1(x_i, y_j) = M(x_i + \varepsilon_1, y_j + \delta_1) + \Xi_1(i, j), \quad i = 1, n+1.$$

Использование метода максимального правдоподобия приводит к необходимости поиска минимума функционала

$$J = \sum_{i=1}^{n+1} \sum_{j=1}^{n+1} \{D_1(x_i, y_j) - M(x_i + \varepsilon_1, y_j + \delta_1)\}^2$$

по параметрам $M(x_i, y_j)$ и смещениям $\varepsilon_1, \delta_1, l=1, n$. Определяя и исключая M , а также предполагая (для устранения влияния граничных условий), что изображения заданы на торе, получаем, что минимизация J эквивалентна поиску максимума

$$V = \sum_{i=1}^{n+1} \sum_{v=1}^{n+1} R\{\varepsilon_1 - \varepsilon_v, \delta_1 - \delta_v\}$$

по параметрам $\varepsilon_l, \delta_l, l=1, n$, где K – попарные кросс-корреляционные 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; преобразо-

вание 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 [1]. Учет пространственной статистической структуры приводит к критериям, описанным в [2]. Все упомянутые выше алгоритмы работоспособны при малых по сравнению с линейными размерами совмещаемых фрагментов геометрических искажениях

$$\max |\varphi_1(x_i, y_j) - \bar{\varphi}_1| \approx \Delta x = x_{i+1} - x;$$

$$\max |\varphi_1(x_i, y_j) - \bar{\psi}_1| \approx \Delta y = y_{j+1} - y_j;$$

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 однозначным амплитудным преобразованиям. Однако обеспечение работоспособности алгоритмов обработки при сильных искажениях геометрии и при наличии амплитудных искажений весьма проблематично. В этом случае наиболее рациональным выходом представляется использование выделения 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.

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.

Амплитудные преобразования. Абсолютно корректная компенсация амплитудных искажений возможна только при заданном виде функций F_1 . В противном случае приходится использовать эвристические алгоритмы, основанные на различного рода допущениях о характере поведения F_1 .

Предположение о монотонности и независимости функции от координат (при непрерывных значениях D) является достаточным для однозначного восстановления функций F_1 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 $F_1(M)$ (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 $F_1(M)$ и M . Таким образом, в предположении монотонности, однозначности и независимости от координат функцию F_1 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 $F_1(M)$.

При несоблюдении предположения о независимости F_1 от координат приходится разбивать изображения на фрагменты, в пределах которых функции F_1 можно считать не зависящими от координат.

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 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.

Выводы

Предложен подход по совместной обработке серии кадров с целью выделения объектов на текущем изображении. Рассмотрены основные этапы решения задачи обработки серий изображений, исследованы наиболее трудоемкие в алгоритмическом и вычислительном отношении моменты. Предложенный подход более предпочтителен в задаче выделения сигнала из смеси квазистационарного фона и шума, чем согласованная фильтрация, вследствие большей эффективности процедур обнаружения и большей доступности мощных (в том числе и специализированных) вычислительных средств.

Список литературы

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений / У. Прэтт. – М.: Мир, 1982. – Кн. 2.
2. Пытьев Ю.П. Проекционный анализ изображений / Ю.П. Пытьев // Кибернетика. – 1975. – № 3.

Поступила в редколлегию 6.03.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. А.М. Синотин, Харьковский национальный университет радиоэлектроники, Харьков.

АЛГОРИТМ ОБРОБКИ СЕРІЇ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ПОЕТАПНОГО УСУНЕННЯ АРТЕФАКТІВ

Г.В. Задніпрянська, А.С. Погодіна, Т.А. Колесникова

У роботі розглянутий алгоритм обробки зображень для усунення артефактів, що виникають через низку обставин, пов'язаних з неідеальністю систем считування, різних варіацій умов реєстрації і особливостей перенесення реальної сцени на плоске зображення.

Ключові слова: динамічний діапазон, шум, фон, зображення, артефакт, реперні фрагменти.

ALGORITHM OF TREATMENT OF SERIES OF IMAGES ON BASIS OF STAGE-BY-STAGE REMOVAL OF ARTIFACTS

A.V. Zadnepryanskaya, A.S. Pogodina, T.A. Kolesnikova

The algorithm of processing of images is in-process considered for the removal of artifacts, arising up by virtue of a number of the reasons, systems of read-out, different variations of terms of registration and features of transfer of the real stage on a flat image, related to ideality.

Keywords: dynamic range, noise, background, image, artifact, reference fragments.