

объемы информации на конечном этапе распознавания. Результаты экспериментальных исследований конкретных алгоритмов обсуждаются в [2—7].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Журавлев Ю. И., Гуревич И. Б. Распознавание образов и распознавание изображений // Распознавание, классификация, прогноз.—М.: Наука, 1989.—Вып. 2.
2. Путятин Е. П., Аверин С. И. Обработка изображений в робототехнике.—М.: Машиностроение, 1990.
3. Боллс Р. С., Кэйн Р. А. Поиск и распознавание частично видимых объектов. Метод выделения локальных признаков // Техническое зрение роботов.—М.: Машиностроение, 1987.
4. Гороховатский В. А., Кацалап С. Ф., Путятин Е. П. Анализ изображений в условиях локальных искажений // Автометрия.—1986.—№ 6.
5. Chat H. V., Schönborn W. Erkennung unvollständig sichtbarer Teile // Bild und Ton.—1984.—N 10.—S. 305.
6. Путятин Е. П., Гороховатский В. А., Ересько Ю. И., Стрельченко В. И. Метод экстремально-логической фильтрации в задачах автоматической сегментации изображений // АСУ и приборы автоматики.—Харьков: Вища шк., 1987.—Вып. 83.
7. Гороховатский В. А., Стрельченко В. И. Фильтры для выделения признаков объектов на изображении // Автометрия.—1990.—№ 2.
8. Гороховатский В. А., Шляхов В. В. Оптимизация иерархических корреляционных алгоритмов анализа изображений // Изв. вузов. Радиоэлектроника.—1988.—31, № 1.

Поступила в редакцию 27 ноября 1990 г.

УДК 621.396 : 621.391 : 681.3.0

Е. П. Путятин, В. А. Гороховатский, А. А. Добрынин,
Ю. Н. Ересько, О. В. Сытник

(Харьков)

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТОВ ПО СЕРИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Предлагается подход к оптимальному оцениванию координат динамических объектов произвольной формы на изображении, сочетающий преимущества преобразования Хо и адаптивного статистического оценивания. Процедура обработки изображений при этом включает два этапа: на первом вычисляются оценки параметров движения объектов, которые на втором этапе используются при оценивании координат объекта. Алгоритм имеет рекуррентную форму. Обсуждаются особенности подхода, сходимость процедуры и свойства оценок. Приводятся результаты экспериментальных исследований процедуры на ЭВМ.

Одна из задач проблемы автоматического анализа и распознавания объектов неопределенной формы, представленных на экране набором точек, состоит в необходимости оперативного оценивания параметров этих объектов. В силу различного рода неидеальностей, наличия флуктуационных помех и, возможно, локальных затенений возникают ошибки оценивания, которые в ряде случаев приводят к тому, что принять статистически достоверное решение по одному кадру оказывается невозможным. Если объект динамичен, например, вследствие его перемещения относительно других неподвижных объектов в кадре или изменения формы, а также при флуктуационных и локальных помехах, задача усложняется и возникает необходимость анализа серии кадров при неизвестных законах движения и статистиках случайных помех.

В настоящее время существует несколько классов алгоритмов, позволяющих решать отдельные задачи, связанные с этой проблемой. Это статистические алгоритмы, основанные, как правило, на методе максимального правдоподобия, предполагающем вычисление попарных кросс-корре-

ляционных функций изображений соседних кадров и численной многопараметрической минимизации целевого функционала [1].

Трудностями такого подхода, очевидно, являются большие объемы вычислений, необходимость получения достаточных статистических выборок, что часто не согласуется с условиями задачи, а также сложность учета динамики объекта.

Другой класс алгоритмов базируется на поккадровом анализе сцен с использованием аналитически или таблично заданной функции эталона [2—4]. Достоинство этого класса алгоритмов — простота, возможность реализации с относительно высоким быстродействием поккадрового принятия решения.

Существенным ограничением этих алгоритмов следует признать необходимость аналитического описания эталона, а также невысокую точность определения параметров объекта, так как не учитывается динамика движения.

Существует также класс алгоритмов следящего типа, базирующихся на теории фильтрации Калмана — Бьюси [5], позволяющих отслеживать динамические объекты по совокупности кадров одной сцены, однако для их эффективной работы необходимо получать априорную информацию о статистике процессов и динамике объекта наблюдения.

Представляет интерес синтез алгоритма, позволяющего принимать статистически достоверные решения по ограниченной совокупности кадров сцены.

Рассмотрим задачу оценки геометрического центра объекта. Пусть x, y — значения координат центра объекта двумерного изображения, где

$$x = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i, \quad (1)$$

$$y = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m y_j, \quad (2)$$

m — количество отметок от объекта (точек) в анализируемом фрагменте кадра; x_i, y_j — значения координат абсциссы и ординаты каждой отметки в декартовой системе координат.

Поскольку слагаемые x_i, y_j в (1), (2) и количество слагаемых есть случайные величины, то и координаты центра x, y — также случайные величины, образующие от кадра к кадру случайный процесс x^K, y^K , где $K = 1, 2, \dots$ — номер кадра.

Введем в рассмотрение функцию $\varphi(x, y, a) = y - a_1 x - a_0$, определяющую уравнение прямой линии, соединяющей две произвольные точки на соседних кадрах при наложении кадров друг на друга. Величины

$$\Delta x^K = x_m^{K+1} - x_i^K,$$

$$\Delta y^K = y_n^{K+1} - y_j^K$$

однозначно характеризуют возможный переход от ij -й точки K -го кадра в mn -ю точку $K + 1$ -го кадра, расстояние между точками образует вектор X параметров перехода.

Выполним преобразование Хо [6]:

$$S_r(X) = \int \int_{R^2} \chi(x, y) \delta[\varphi(x, y, X)] dx dy, \quad (3)$$

где

$$\chi(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } x, y \in M, \\ 0, & \text{если } x, y \notin M, \end{cases}$$

— характеристическая функция объекта; $M \in R^2$ — подмножество точек анализируемого фрагмента кадра; $\delta(\cdot)$ — дельта-функция.

Получаем спектр S_p параметров X всех возможных (вероятных) переходов от K -го кадра к $K + 1$ -му кадру. Согласно определению [6], каждый спектральный отсчет $S_p(X)$ равен объему области, заключенной в пересечении подмножества M с поверхностью, образованной обращением функции $\varphi(x, y, X)$ при $X = X^*$. Максимальный спектральный отсчет $S_p(X^*)$ характеризует то значение параметра $X = X^*$, при котором множество M в максимальной степени похоже на эту поверхность.

Значение параметра X^* , соответствующее максимальному значению $S_p(X)$, определяет оценку величины и направления смещения точек объекта $K + 1$ -го кадра.

Запишем теперь соотношения, определяющие поведение объекта в анализируемой сцене. Положение центра объекта в K -м кадре обозначим как A^K , тогда положение центра в $K + 1$ -м кадре можно записать как

$$A^{K+1} = F^K(X_K^*)A^K + W^K, \quad (4)$$

где $F^K(X_K^*)$ — функция перехода от K -го к $K + 1$ -му кадру; W^K — некоторый случайный процесс. Функция перехода $F^K(X_K^*)$ в рассматриваемом случае может быть определена как

$$F^K(X_K^*) = 1 + \Delta A(X_K^*)|_{A^K},$$

где $\Delta A(X_K^*)$ находится по оценке X_K^* .

Для анализа свойств процесса W^K предположим, что положение геометрического центра объекта в K -м кадре есть \tilde{A}^K . Экстраполированное на $K + 1$ -й кадр положение центра будет вычисляться как

$$A^{*K+1} = F^K(X_K^*)\tilde{A}^K. \quad (5)$$

При этом, очевидно, будут возникать две независимые ошибки

$$\varepsilon_1 = -\tilde{A}^K + \hat{A}^K, \quad (6)$$

где оценка \hat{A}^K вычислялась в соответствии с отношениями (1), (2) и ошибка экстраполяции

$$\varepsilon_2 = -\tilde{A}^{K+1} + A^{*K+1}. \quad (7)$$

Из (4) — (7) следует, что $W^K = \varepsilon_1 + \varepsilon_2$ (рис. 1).

В силу независимого характера возникновения ошибок ε_1 и ε_2 , а также неидеальности систем и условий регистрации сцены, пространственно-временной некоррелированности флуктуационной помехи как внутри каждого кадра, так и между кадрами процесс W^K с высокой степенью вероятности можно считать гауссовским.

Для получения оценки положения центра объекта, оптимальной в смысле минимума среднего квадрата ошибки, наиболее перспективным представляется

построение рекуррентных процедур, так как кадры анализируемой сцены поступают на устройство обработки последовательно в дискретные моменты времени, а объем памяти для хранения последовательности кадров недопустимо велик. Особенность рекуррентной процедуры — возможность хранения лишь двух текущих кадров и обработки их с учетом всей предыдущей информации.

Для построения рекуррентной процедуры будем считать, что уравнение (4) описывает состояние динамического объекта, а уравнения наблюдения можно записать из (6) как

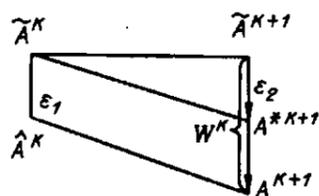


Рис. 1

$$\hat{A}^k = \tilde{A}^k + \varepsilon_1^k. \quad (8)$$

Тогда оценку положения центра динамического объекта (4), (8), оптимальную в смысле минимума среднего квадрата ошибки, можно получить, используя алгоритм фильтрации Калмана [5].

В скалярном варианте эти уравнения могут быть записаны так:

$$A^{k+1} = F^k(X_k^*)A^k + K^k(\hat{A}^k - A^k), \quad (9)$$

$$P_{k+1}^* = [F^k(X_k^*)]^2 \tilde{P}_k + \sigma_w^2, \quad (10)$$

$$K^k = P_k^* / [P_k^* + \sigma_{\varepsilon_1}^2], \quad (11)$$

$$\tilde{P}_k = P_k^* - K^k P_k^*, \quad (12)$$

где \tilde{P}_k, P^* — дисперсии ошибок оценивания и экстраполяции.

Начальные условия определяются следующим образом. В начальный момент времени, т. е. после получения 1-го кадра анализируемой оценки, производится первое наблюдение, результатом которого являются оценки, вычисляемые в соответствии с соотношениями (1), (2). После этого определяется значение дисперсии ошибок оценивания \tilde{P}_1 при условии, что дисперсия ошибок экстраполяции $(P_0^*)^{-1}$ может быть задана равной 0, $K^0 = 0$, а дисперсия $\sigma_{\varepsilon_1}^2$ известна, исходя из априорных сведений о статистике шума наблюдения ε_1 .

Для задания динамики наблюдаемого процесса в алгоритме (9) — (12) необходимо запомнить положение дискретных отметок от объекта на 1-м кадре. После получения 2-го кадра вычисляют преобразование X_0 по формуле (3) от совокупности 1-го и 2-го кадров, формируют переходную функцию $F(X_1^*)$, вычисляют значение первой «сглаженной» оценки A^1 , а значение параметра X_1^* запоминают.

Работа алгоритма состоит в пошаговом оценивании переходной функции $F(X^*)$ с помощью преобразования X_0 (3) и рекуррентного калмановского оценивания (9). При этом свойства сходимости калмановской процедуры остаются прежними, а процедура оценивания динамики объекта на основе преобразования (3) не является рекуррентной. Анализируя алгоритм, объединяющий обе процедуры, можно увидеть, что асимптотическая сходимость оценок, вычисляемых этим алгоритмом, полностью определяется рекуррентной процедурой Калмана, а устойчивость к выбросам — статистическими свойствами процедуры (3).

В частном случае при равномерном движении объекта от кадра к кадру процедуру вычисления преобразования X_0 можно исключить из алгоритма для дальнейших шагов наблюдения, а переходная функция $F(X_1^*)$ определяется смещением вектора в пространстве параметров в соответствии с оценкой, полученной на первом шаге. Условия сходимости такой процедуры, свойства оценок и другие особенности обсуждаются в [5, 7].

Преобразование X_0 (3) с последующей пороговой процедурой поиска максимума в пространстве спектров параметров в целом является нелинейной процедурой, поэтому вероятность срыва наблюдения (аномальной ошибки) будет определяться вероятностью превышения некоторого порога p при определении максимума в пространстве параметров. В частности, если множество точек объекта состоит из 10 отметок, то при отсутствии шумов и ложных отметок в наблюдаемой сцене ожидаемое значение максимума в спектральной области равно 10. Если при переходе объекта из одного положения в другое происходит пропадание отметок от объекта с вероятностью $p_1 = 0,5$, то ожидаемое значение максимума снижается до 5. Если же в сцене присутствует шум,

из-за которого появляются ложные отметки равномерно по всему полю кадра с вероятностью $p_2 = 0,5$, то в каждой точке спектра параметров появляются выбросы. Из-за сложности теоретического анализа влияния помех свойства сходимости процедуры целесообразно оценить экспериментально.

В качестве модели динамического объекта для эксперимента была выбрана связанная цепочка из 15 отметок. Положение центра объекта от кадра к кадру смещалось по координатам x , одновременно. Размер кадра 32×32 элемента. Вероятность p_1 характеризовала пропадание каждой из отметок объекта, а вероятность p_2 — появление ложных отметок в поле кадра.

На рис. 2 показана зависимость вычисленной оценки координаты x от номера кадра при $p_2 = 0,01$. Кривая 1 соответствует движению объекта, кривая 2 получена при $p_1 = 0,1$, кривая 3 — при $p_1 = 0,3$. Можно отметить, что ошибка оценивания координат центра объекта попадает в окрестность 3% от истинного значения за 4—5 кадров при изменении p_1 в диапазоне $0,01 \div 0,3$, а $p_2 = 0,01 \div 0,2$. При увеличении p_1 до 0,4 и выше число требуемых кадров растет до 7—8, что объясняется ростом вклада ошибки ε_2 в модель процесса W^k . Ошибка вычисления центра объекта только по формулам (1), (2) за то же количество кадров составляет порядка 35—40% для $p_1 = 0,3$ и $p_2 = 0,01$, что существенно хуже, чем для предлагаемого подхода.

Обсуждаемый алгоритм обладает ярко выраженным пороговым свойством, что связано с особенностями преобразования Хо. Так, пороговый эффект наблюдается в случае, когда $p_1 > 0,4$. Это видно из графиков рис. 3, где показана зависимость W от количества анализируемых кадров: кривая 1 соответствует случаю $p_1 = 0,5$, кривая 2 — $p_1 = 0,4$, кривая 3 — $p_1 = 0,3$. Как видим из рис. 3, флуктуационный выброс при больших p_1 приводит к появлению аномально высокой ошибки, которая, впрочем, снижается в течение последующих 5—6 кадров. Однако при больших p_1 вероятность такой ошибки велика, и соответственно основная характеристика алгоритма — точность в определении координат — ухудшается.

Усилить пороговые свойства алгоритма удастся, если дополнить его еще одной нелинейной процедурой. На каждом шаге оценивания текущую оценку можно вычислять не по всей совокупности отметок, а только по тем, которые удовлетворяют преобразованию (3). При этом естественно возникает вопрос о критерии отбрасывания флуктуационного выброса. В частности, если априорно известно, что объект инерционен и не может изменить своего положения от K -го к $K+1$ -му кадру более чем на заданную величину Δ , то можно заменить аномальную оценку (при смещении больше Δ) усредненной оценкой двух предыдущих. Для этого случая зависимость показана на рис. 3 (кривая 4).

Предложенный алгоритм оценивания параметров по серии изображений позволяет устойчиво определять центр динамического объекта в условиях геометрических преобразований. Проведенные эксперименты подтверждают его работоспособность и помехозащищенность.

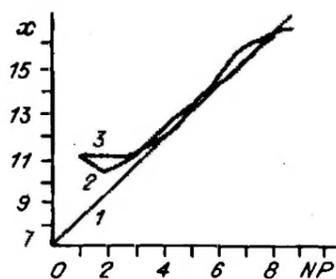


Рис. 2

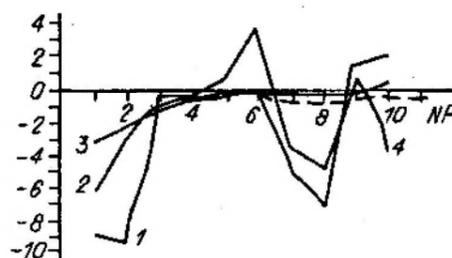


Рис. 3

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ефимов В. М., Киричук В. С., Пустовских А. И., Резник А. Л. Методика обработки серии изображений // Автометрия.—1982.—№ 2.
2. Kushnir M., Matsumoto K. Human recognition of hand-printed hebrew characters // Israel J. Technol.—1981.—19.—P. 232.
3. Гороховатский В. А., Сытник О. В. Комбинированные алгоритмы статистической оценки параметров объектов на изображении // Автометрия.—1990.—№ 2.
4. Shapiro S. D. Use of the Hough transform for image data compression // Pattern Recogn.—1980.—12. № 5.—P. 333.

Поступила в редакцию 27 ноября 1990 г.

УДК 621.301 : 621.391

П. Е. Кончаковский, А. А. Шаталов, А. Б. Ястребков

(Санкт-Петербург)

СЕКЦИОНИРОВАННЫЕ АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ТЕОРЕТИКО-ЧИСЛОВЫХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ

Рассмотрены вопросы выбора наиболее рациональной формы реализации двумерных цифровых фильтров с конечной импульсной характеристикой при использовании теоретико-числовых преобразований. Проводится сравнительный анализ различных вариантов построения фильтров по числу обрабатываемых двумерных последовательностей.

Введение. В задачах обработки сигналов и изображений широко используются вычисления типа двумерной свертки для фильтрации, улучшения качества, интерполяции и аналогичных функциональных преобразований [1]. Операции вычисления двумерной свертки могут быть реализованы различным образом с помощью фильтров с конечной (КИХ) и бесконечной (БИХ) импульсными характеристиками в пространственной или спектральной области. Для их осуществления весьма актуальна задача создания высокопроизводительных микропроцессорных устройств, осуществляющих параллельные вычисления и использующих конвейерный принцип обработки данных в реальном масштабе времени. Одним из основных возникающих при этом вопросов является обеспечение требуемой точности вычислений.

В статье рассматриваются вопросы выбора наиболее рациональной формы реализации двумерных цифровых КИХ-фильтров (ДЦФ) с использованием теоретико-числовых преобразований (ТЧП) [2—4], которая обеспечивает при заданном динамическом диапазоне требуемое быстродействие и высокую точность вычислений.

Параллельная реализация ДЦФ. Рассмотрим результат выполнения двумерной циклической свертки $y(n, m)$ двух последовательностей $h(n, m)$ и $x(n, m)$:

$$y(n, m) = \sum_{\tau=0}^{N-1} \sum_{\nu=0}^{M-1} h(\tau, \nu) x(n - \tau, m - \nu), \quad (1)$$