

6. Ефимов В. М. Асимптотически оптимальные интерполяционные соотношения // Автоматика.—1992.—№ 4.
7. Chen W., Smith C. H., Fralick S. A fast computational algorithm for the discrete cosine transformation // IEEE Trans. Commun.—1974.—COM-25.—P. 1004.
8. Haque M. A. A two-dimensional fast cosine transform // IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Proces.—1983.—ASSP-33, N 6.
9. Yip P., Rao K. R. A fast computational algorithm for the discrete sine transform // IEEE Trans. on Commun.—1980.—COM-28, N 2.

Поступила в редакцию 25 июня 1992 г.

УДК 621.396

Е. П. Путятин, А. А. Добрынин, О. В. Сытник
(Харьков)

АЛГОРИТМ ВТОРИЧНОЙ ОБРАБОТКИ ДИНАМИЧНЫХ СЦЕН

Предложена процедура фильтрации при анализе динамичных сцен. Обработка сцены строится на основе модели марковского процесса, параметры которой оцениваются в процессе анализа изображения. Процедура предназначена для сглаживания последовательности оценок параметров изображений в динамичных сценах.

При анализе сцен с помощью алгоритмов, основанных на преобразовании Хо [1], возникает проблема обработки сильно зашумленных изображений, когда большая часть контура обнаруживаемого объекта разрушена вследствие воздействия флуктуационной помехи. При этом используются многоступенчатые пошаговые системы обработки с нелинейной в общем случае передаточной характеристикой [2]. На рис. 1 изображена обобщенная схема получения оценок в таких системах. Исходное изображение 1 подвергается предварительной обработке в блоке 2, где оно приводится к бинарному путем пороговой обработки. Флуктуационная помеха 3 условно показана на рис. 1 как аддитивный бинарный шум. Бинарное изображение 4 подвергается преобразованию Хо 5, в результате которого получаем спектр 6 параметров наблюдаемой сцены. В результате анализа спектра 6 и оценки максимальных спектральных компонент в блоке 7 вычисляется оценка 9. Ошибки оценивания, порождаемые воздействием флуктуационной помехи 3 на нелинейную процедуру обработки 5—7, показаны в виде аддитивной компоненты 8. При этом свойства результирующей оценки определяются как статистическими свойствами исходных (наблюдаемых) процессов, так и величинами выбранных порогов. Если анализируется последовательность сцен, то на выходе системы обработки будет последовательность оценок, отражающая не только поведение исследуемого объекта во времени и пространстве, но и состояние и способ обработки исходного сигнала. Из этого следует, что полученная последовательность оценок является негауссовской и нестационарной.

Негауссовские процессы для исчерпывающего вероятностного описания требуют такого количества статистической информации, которое трудно получить из физических измерений по причинам ограниченного времени анализа, аппаратных сложностей или ввиду ограничений, предусмотренных условиями самой задачи. Поэтому приходится отказываться от полного ве-

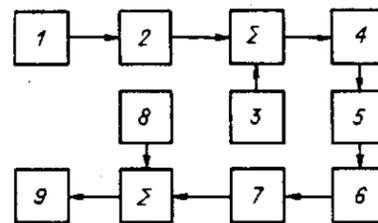


Рис. 1

роятностного описания негауссовских последовательностей и строить алгоритмы с использованием различных упрощенных описаний в рамках достаточно изученных случайных процессов [3, 4]. Такими процессами, в частности, являются негауссовские, происходящие из гауссовских, и марковские. Остановимся на рассмотрении последних.

Будем считать, что истинное значение оцениваемого параметра сцены для k -го кадра наблюдения есть A^k . В частности, это может быть какой-либо параметр одного из объектов сцены или вектор параметров. Полагаем также, что поведение $\{A^k\}$ при $k = 1, 2, \dots$ описывается случайной нестационарной марковской последовательностью, которую можно задать линейным разностным номер кадра наблюдения). Выбор нестационарной модели объясняется тем, что параметры модели меняются одновременно с изменениями параметров наблюдаемого процесса. Это позволяет получить наиболее общее описание процесса. Таким образом, фактически реальная траектория объекта заменяется стохастической моделью (1). Такая модель не отражает физических процессов, порождающих наблюдаемый процесс, и поэтому является феноменологической.

Очевидно, что оценка \hat{A}^k (см. блок 9 на рис. 1) отличается от истинного значения A^k . Для учета этой ошибки представим

$$\hat{A}^k = A^k + W^k, \quad (2)$$

где W^k — случайный гауссовский процесс с нулевым матожиданием и дисперсией σ_w^2 .

Случайные величины ξ^k и W^k не коррелированы и независимы для всех k . Для идентификации параметров модели (1) построим последовательность оценок A^k, A^{k+1} , используя (1) и (2). Из (2) находим $A^k = \hat{A}^k - W^k$. Подставляя A^k в (1), получаем

$$A^{k+1} = F^k(\hat{A}^k - W^k) + \xi^k = F^k\hat{A}^k - F^kW^k + \xi^k.$$

Отсюда согласно (2) находим \hat{A}^{k+1} как

$$\hat{A}^{k+1} = F^k\hat{A}^k + W^{k+1} - F^kW^k + \xi^k. \quad (3)$$

Для упрощения дальнейшего анализа разделим левую и правую части равенства (3) на \hat{A}^k , получим

$$\hat{A}^{k+1}(\hat{A}^k)^{-1} = F^k + (W^{k+1} - F^kW^k + \xi^k)(\hat{A}^k)^{-1}. \quad (4)$$

Введем обозначения:

$$\begin{aligned} \hat{A}^{k+1}(\hat{A}^k)^{-1} &= H^k; \\ (W^{k+1} - F^kW^k + \xi^k)(\hat{A}^k)^{-1} &= B^k, \end{aligned}$$

тогда (4) примет вид

$$H^k = F^k + B^k. \quad (5)$$

Дисперсия процесса B^k в (5) может быть вычислена через параметры процессов ξ и W как

$$\sigma_B^2 = (A^k)^{-2}(\sigma_W^2 + (F^k)^2\sigma_W^2 + \sigma_\xi^2). \quad (6)$$

Поскольку никакой априорной информации о параметре F^k нет, так как этот параметр должен моделировать поведение самого объекта сцены, например его динамику, поэтому снова воспользуемся заменой реального процесса феноменологической моделью, т. е. будем аппроксимировать неизвестную последовательность $\{F^k\}$, $k = 1, 2, \dots$, односвязной марковской цепью

$$F^{k+1} = QF^k + D + \eta^k, \quad (7)$$

где η^k — некоррелированный гауссовский шум; Q, D — неизвестные параметры, которые необходимо оценивать в процессе наблюдения.

Для оценки неизвестных параметров в (7) построим последовательность $\{H^k\}$, выражая H^{k+1} через H^k и т. д. Из (5) выразим $F^k = H^k - B^k$ и подставим F^k в (7), получим

$$F^{k+1} = QH^k - QB^k + D + \eta^k. \quad (8)$$

Запишем (5) для H^{k+1} с учетом (8) и найдем

$$H^{k+1} = F^{k+1} + B^{k+1} = QH^k - QB^k + D + \eta^k + B^{k+1}. \quad (9)$$

Группируя в (9) члены, содержащие флуктуационные компоненты, получим

$$H^{k+1} = QH^k + D + \gamma, \quad (10)$$

где γ — случайный процесс с дисперсией $\sigma_\gamma^2 = \sigma_{B^{k+1}}^2 + Q^2\sigma_{B^k}^2 + \sigma_\eta^2$. Очевидно, процесс γ порожден комбинацией исходных флуктуационных процессов ξ, W и выражается через них.

Для вычисления оценок параметров Q, D модели рассмотрим условную плотность вероятности последовательности H^{k+1} [4]:

$$P(\{H^{k+1}\}/Q, D) = \prod_{j=1}^{k+1} P(H^j/H^{j-1}, H^{j-2}, \dots, H^1),$$

а

$$P(H^k/H^{k-1}, H^{k-2}, \dots, H^1) = \frac{P(\{H^{k+1}\}/Q, D)}{P(\{H^k\}/Q, D)}, \quad (11)$$

где $P(\cdot)$ — гауссовская плотность.

Полагая априорное распределение параметров D, Q равномерным ввиду отсутствия априорной информации о них, запишем систему уравнений правдоподобия

$$\begin{cases} \frac{\partial}{\partial Q} P(\{H^{k+1}\}/Q, D) = 0 \Big|_{D = \hat{D}}, \\ \frac{\partial}{\partial D} P(\{H^{k+1}\}/Q, D) = 0 \Big|_{Q = \hat{Q}}. \end{cases} \quad (12)$$

После разложения уравнений в ряд Тейлора [4] и решения системы (12) относительно параметров Q и D получаем оценки $\hat{Q} = \sigma_\xi^2 / k\sigma_W^2$ и $\hat{D} \cong \sigma_W^2$. Эти оценки найдены при отбрасывании в разложениях в ряд Тейлора членов

$\sim H^i/k^n$, где $n = 2, \dots$, ввиду их «малого» вклада в результирующую сумму ряда.

Подставим оценки \hat{Q} и \hat{D} в (10), получим

$$H^{k+1} = \hat{Q}H^k + \hat{D} + \hat{\gamma}. \quad (13)$$

Учитывая, что согласно (5) $H^k = F^k + B^k$, то, очевидно, модель состояния (1) и модель наблюдения (2) идентифицированы.

Используя обозначение, введенное в (4), из (13) запишем

$$\hat{A}^{k+1}(\hat{A}^k)^{-1} = H^k = \hat{Q}H^{k-1} + \hat{D} + \hat{\gamma},$$

откуда

$$\hat{A}^{k+1} = [\hat{Q}H^{k-1} + \hat{D}] \hat{A}^k + \hat{\gamma} \hat{A}^k,$$

или

$$\hat{A}^{k+1} = \hat{F}^k \hat{A}^k + \hat{\xi}^k, \quad (14)$$

где $\hat{F}^k = [\hat{Q}H^{k-1} + \hat{D}]$.

Применяя подход Калмана [5], получим рекуррентную формулу сглаживающего фильтра

$$\hat{A}^{k+1} = \hat{F}^k \hat{A}^k + K^{k+1}(\hat{A}^k - \hat{F}^k \hat{A}^k), \quad (15)$$

где

$$K^{k+1} = [1 + (\hat{F}^{k2} K^k + \hat{\sigma}_\xi^2)^{-1}]^{-1}. \quad (16)$$

Экспериментальное исследование свойств алгоритма (15), (16) проводилось на ЭВМ при следующих параметрах: $\sigma_\xi^2 = 0,1-1$, $\sigma_w^2 = 0,01-1$, $A^{k+1} = nA^k + k$, где $n = 1$, $k = 1, 2, \dots, M$. Нормированное к единице среднеквадратичное значение ошибки ϵ оценивания приведено на рис. 2, где ошибка ϵ вычислялась как

$$\epsilon = \text{mod} \left[E \left\{ \frac{\hat{A} - A}{\max\{\hat{A} - A\}} \right\} \right]. \quad (17)$$

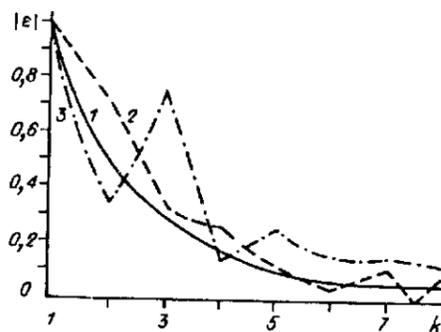


Рис. 2

Как видно из рис. 2 (кривая 1), при низких уровнях флуктуаций $\sigma_\xi^2 = 0,1$; $\sigma_w^2 = 0,01$ среднеквадратичное значение ошибки быстро (примерно за 3—4 итерации) снижается до значений, меньших 1 % относительно наблюдаемой последовательности. С ростом дисперсии процесса σ_ξ^2 , вплоть до значений порядка 0,8—1, точность слежения алгоритма за процессом практически не изменяется (кривая 2). Однако увеличение дисперсии σ_w^2 процесса W до значений 0,5—1 приводит к появлению anomalно высоких ошибок в случайные моменты времени (кривая 3), что объясняется инерционностью алгоритма (15),

(16). Лучшие результаты можно получить в случае высоких значений σ_ξ^2 и σ_η^2 путем дополнительной фильтрации последовательности $\{\hat{A}^k\}$ скользящим окном в пределах $(3-5)k$.

Предложенная процедура фильтрации может быть использована в случаях, когда последовательность оценок, получаемых на выходе схемы анализа сцены, отражает поведение динамического объекта и не допускает сглаживания обычными низкочастотными фильтрами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Shapiro S. D. Properties of transforms for the detection of curves in noisy pictures // Computer Graphics and Image Process.—1978.—8.—Р. 219.
2. Гороховатский В. А., Сытник О. В. Комбинированные алгоритмы статистической оценки параметров объектов на изображении // Автометрия.—1990.—№ 2.
3. Тихонов В. И., Миронов М. А. Марковские процессы.—М.: Сов. радио, 1977.
4. Релин В. Г., Тартаковский Г. П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем.—М.: Сов. радио, 1977.
5. Браммер К., Зиффлинг Г. Фильтр Калмана — Бьюси: Пер. с англ.—М.: Наука, 1982.

Поступила в редакцию 29 мая 1991 г.

УДК 621.391.266

Я. А. Фурман

(Йошкар-Ола)

О ПОНЯТИИ ФОРМЫ ПЛОСКОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

Вводится понятие формы плоского изображения как инварианты аналитического представления полигонального контура этого изображения в классе линейных преобразований, не связанных с выходом из плоскости. Для придания метрических свойств форма произвольного изображения задается относительно формы тестового изображения, в качестве которого выбран дельтовидный контур. Показано, что степень простоты формы определяется отношением модуля максимального по величине отрезка в контуре к норме контура.

Введение. В задачах обработки изображений и распознавания зрительных образов широко используется понятие геометрической формы физического объекта или его изображения. Данное понятие наделяется метрическими свойствами, так как, например, решение о классе плоского изображения производится по степени близости форм двух изображений [1, 2]. Общепринятого определения формы пока нет [3]. В большинстве работ понятие формы используется как само собой разумеющееся. В тех же работах, где определению этого термина уделяется внимание, указывается на сложность данного вопроса [4, 5]. Учитывая важность понятия формы плоского изображения для построения алгоритмов распознавания зрительных образов, а также для получения общей и взаимоприемлемой терминологии, рассмотрим один из подходов к формализации понятия формы плоского изображения.

В данной работе, имеющей прикладной характер и инженерную направленность, на основе методов теории сигналов вводится просто вычисляемая форма плоского изображения, обладающая метрическими свойствами. Особенность работы состоит во введении нулевой формы, по отношению к которой определяется форма произвольных изображений. В качестве рабочего понятия «форма изображения» примем понятие, основанное на семантике слова «форма» и расширении трактовки термина Т. Павлидисом [5] и рядом других авторов применительно к бинарным изображениям: форма Φ изображения Ω представляет собой информацию, содержащуюся в его контуре Γ . Здесь предполагается, что контур Γ , кроме информации о форме, содержит дополни-