

16. Денщикова К. К. Имитатор инфракрасных фонов облачного неба для исследования помехозащищенности оптико-электронных САР.— Изв. высш. учебн. заведений. Приборостроение, 1969, т. 12, № 10, с. 38.
17. Левшин В. Л. Пространственная фильтрация в оптических системах пеленгации. М.: Сов. радио, 1971.
18. Казаков В. А., Африканов С. А. Об имитации случайных гауссовых фонов.— ОМП, 1977, № 9, с. 10.
19. Овчаров А. А. Прикладные задачи теории массового обслуживания. М.: Машиностроение, 1969.

Поступила в редакцию 22 октября 1979 г.

УДК 681.142.36

В. А. ТИХОМИРОВ, П. Н. ТРОИЦКИЙ, О. И. ХАРИТОНОВА
(Москва)

АВТОМАТИЧЕСКОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ, ПОЛУЧЕННЫХ ОТ ОБЪЕКТОВ С ЗЕРКАЛЬНОЙ И ШЕРОХОВАТОЙ ПОВЕРХНОСТЯМИ

В различных практических приложениях методов распознавания и контроля параметров возникает задача автоматического анализа изображений с целью выделения признаков, характеризующих качество поверхности изображенного предмета. В настоящей работе рассматривается задача распознавания изображений предметов с зеркальной и шероховатой поверхностями, полученных в когерентном свете при условии, что оптическое разрешение и энергия при регистрации малы. Критерием зеркальности является относительная (к длине волны света) величина элементов микроструктуры поверхности объекта, определяющая особенности изображений [1]. В качестве признака для распознавания используем различные статистических характеристик зарегистрированных изображений двух указанных типов.

Изображение зеркального предмета представляет собой детерминированную картину, включающую одно или несколько ярких пятен в зависимости от формы и ракурса наблюдения [2]. Разложенное растром анализирующего устройства на N элементов зарегистрированное изображение представляется совокупностью целых случайных чисел n_i ($i = 1, \dots, N$), равных числам фотоотчетов в элементах раstra. Числа n_i возникают с вероятностями, определяемыми законом Пуассона [3]

$$P(n_i) = \frac{\bar{n}^{n_i}}{n_i!} e^{-\bar{n}}. \quad (1)$$

Здесь \bar{n} равно либо $(\bar{n}_c + \bar{n}_\phi)$, либо \bar{n}_ϕ , где \bar{n}_c и \bar{n}_ϕ — соответственно вызванные сигналом и фоном составляющие среднего значения. Изображение предмета с шероховатой поверхностью состоит из множества пятен со случайными значениями освещенности, при этом средний размер пятна равен элементу разрешения оптической системы [2]. Изображения, полученные при незначительных изменениях условий (ракурс, длина волны, поворот осветителя), оказываются декоррелированными. Распределение вероятностей n_i в зарегистрированном изображении описывается законом Бозе — Эйнштейна [4] при равенстве элементов разрешения оптики и раstra анализатора и времени регистрации, меньшем, чем время когерентности источника света:

$$P(n_i) = \frac{e^{-\bar{n}_\phi}}{1 + \bar{n}_c} \sum_{j=0}^{n_i} \frac{1}{j!} \bar{n}_\phi^j \left(\frac{\bar{n}_c}{1 + \bar{n}_c} \right)^{n_i - j}. \quad (2)$$

Именно на эти условия регистрации мы в дальнейшем и будем ориентироваться, так как получающееся при этом распределение (2) в наибольшей степени отличается от пуассоновского.

Найдем оптимальные алгоритмы распознавания «зеркальных» изображений в рамках существующей теории статистических решений. Задача может быть сформулирована двойким образом [5]: либо как задача проверки гипотезы о принадлежности $\{n_i\}$ пуассоновскому процессу (гипотеза H_1) с функцией плотности вероятности F_1 против альтернативы о подчинении $\{n_i\}$ распределению (2) (гипотеза H_0, F_0), либо как задача проверки H_1 при свободной альтернативе. В первом случае оптимальная обработка сводится к формированию величины

$$Z = \max_{\lambda} \ln F_1(\{n_i\} | \lambda) - \max_{\mu} \ln F_0(\{n_i\} | \mu)$$

и сравнению ее с некоторым порогом C . Величина Z является результатом максимизации по всем неизвестным параметрам λ и μ . Решение о «зеркальности» принимается в случае, если $Z > C$. При свободной альтернативе синтез алгоритма распознавания осуществляется только на основании априорной информации относительно «зеркальных» изображений и алгоритм заключается в сравнении с порогом величины $Z = \max_{\lambda} \ln F_1(\{n_i\} | \lambda)$. Эффективность алгоритмов исследуется путем нахождения функций распределения Z для H_1 и H_0 и оценки вероятностей попадания Z в области выше и ниже порога либо методом статистического моделирования.

Рассмотрим вначале алгоритм распознавания изображений зеркальных объектов при свободной альтернативе. Неизвестными параметрами в данном случае являются число элементов раstra N_c , в которых изображаются зеркальные области, и среднее число \bar{n} в элементе. В общем виде

$$\bar{n} = \begin{cases} \bar{n}_{\Phi}, & \text{если в } i\text{-м элементе нет сигнала;} \\ \bar{n}_c + \bar{n}_{\Phi}, & \text{если в } i\text{-м элементе есть сигнал (зеркальная точка).} \end{cases}$$

Логарифм функции правдоподобия запишется в следующем виде:

$$Z = \max_{\bar{n}, N_c} \left\{ f(N_c) \ln \left(1 + \frac{\bar{n}_c}{\bar{n}_{\Phi}} \right) - N_c \bar{n}_c + n \ln \bar{n}_{\Phi} - N \bar{n}_{\Phi} - \sum_{i=1}^N \ln n_i! \right\}, \quad (3)$$

$$\text{где } n = \sum_{i=1}^N n_i, \quad f(N_c) = \sum_{j=1}^{N_c} n_j.$$

Сумма $f(N_c)$ берется по j -м элементам, обеспечивающим максимизацию Z . Как видно из (3), при фиксированном N_c суммирование ведется по тем элементам, где зарегистрированы максимальные значения n_i . Из (3) также легко находятся выражения для оценок максимального правдоподобия параметров:

$$\hat{n}_c = \frac{f(N_c)N - nN_c}{N_c(N - N_c)}, \quad \hat{n}_{\Phi} = \frac{n - f(N_c)}{N - N_c}.$$

Тогда

$$Z = f(N_c) \ln \left[\frac{N - N_c}{N_c} \frac{f(N_c)}{n - f(N_c)} \right] + n \ln \frac{n - f(N_c)}{N - N_c} - n - \sum_{i=1}^N \ln n_i!. \quad (4)$$

Таким образом, если N_c известно, то алгоритм сводится к отбору N_c наибольших значений n_i , вычислению $f(N_c)$, нахождению $\hat{n}_c, \hat{n}_{\Phi}$, определению Z и сравнению с порогом C . В случае когда N_c неизвестно, следует величину Z промаксимизировать по N_c . Аналитически это выполнить трудно, но на практике достаточно легко, так как возможное число

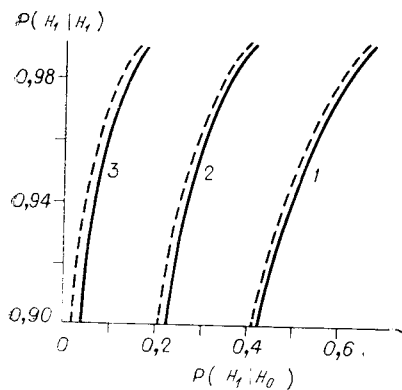


Рис. 1. Эффективность алгоритма при анализе изображения с числом элементов разрешения $N=5$ (1), 7 (2), 10 (3) и числом зеркальных точек $N_c=3$: сплошная линия — алгоритм со свободной альтернативой, штриховая — с известной альтернативой.

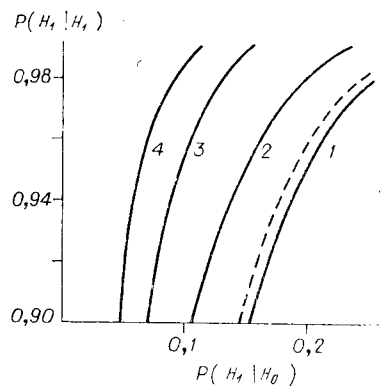


Рис. 2. Эффективность алгоритма при использовании ряда изображений с низким разрешением для $\bar{n}=5$ (1), 10 (2), 15 (3), 20 (4): сплошная линия — алгоритм со свободной альтернативой, штриховая — с известной альтернативой.

переборам оказывается весьма ограниченным, особенно при небольшом N . Для оценки эффективности алгоритма был использован метод статистического моделирования. Метод сводится к многократному «наигрыванию» в соответствии с законами (1) и (2) $\{n_i\}$ и обработке их по алгоритму. Средние частоты принятия правильных и ошибочных решений полагались в качестве статистических характеристик алгоритма. Результаты оценки представлены на рис. 1 в виде зависимости вероятности правильного определения «зеркальности» $P(H_1|H_1)$ от вероятности ошибочного решения о «зеркальности» $P(H_1|H_0)$. Расчет проделан при $\bar{n}_c=4$, $\bar{n}_\Phi=1$. Видно, что эффективность существенно зависит от разрешения.

При недостаточном разрешении могут быть проведены искусственное уменьшение разрешения до 1 элемента и обработка N таких декоррелированных изображений предмета. В этом случае с порогом должна сравниваться величина

$$Z = \max_{\bar{n}} \left\{ \sum_{i=1}^N n_i \ln \bar{n} - N\bar{n} - \sum_{i=1}^N \ln n_i! \right\},$$

где n_i — общее число фотоотсчетов в i -м изображении. Учитывая, что $\bar{n} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N n_i$, получим

$$Z = n \ln \frac{n}{N} - n - \sum_{i=1}^N \ln n_i!. \quad (5)$$

При достаточно больших n_i , когда $\ln n_i! \approx n_i \ln n_i - n_i$,

$$Z \approx Z_1 = n \ln \frac{n}{N} - \sum_{i=1}^N n_i \ln n_i.$$

Если n_i настолько большие, что малы их относительные флуктуации, то

$$Z \approx Z_2 = - \sum_{i=1}^N \left[\frac{1}{N} n - n_i \right]^2.$$

Для Z_2 в отличие от Z и Z_1 сравнительно просто находятся аналитические выражения статистических характеристик. В частности, для зер-

кального объекта распределение Z_2 можно аппроксимировать нормальным законом, и первые два момента равны:

$$\bar{Z}_2 = (N-1)\bar{n}, \quad \sigma_z^2 = 2(N-1)\bar{n}^2 + \frac{(N-1)^2}{N}\bar{n}.$$

Это позволяет аналитически выбрать величину порога C . Результаты оценки эффективности алгоритма (5) приведены на рис. 2. Моделирование проведено при $\bar{n}_c/\bar{n}_\phi = 4$, $N = 10$. Рассмотрим теперь алгоритмы с известной альтернативой. При анализе изображений с N элементами разрешения

$$Z = \max_{\bar{n}, N_c} \ln F_1 - \max_{\bar{n}} \ln F_0. \quad (6)$$

Здесь первое слагаемое равно (4), а

$$\ln F_0 = N \left[-\bar{n}_\phi - \ln(1 + \bar{n}_c) \right] + \sum_{i=1}^N \ln \left[\sum_{j=0}^{n_i} \frac{1}{j!} \bar{n}_\phi^j \left(\frac{\bar{n}_c}{\bar{n}_c + 1} \right)^{n_i - j} \right].$$

Максимизируется это выражение путем подстановки оценок максимального правдоподобия $\hat{\bar{n}}_c$ и $\hat{\bar{n}}_\phi$. Значения эффективности данного алгоритма при заданных \bar{n}_c и \bar{n}_ϕ представлены на рис. 1. В случае анализа N декоррелированных изображений с одним элементом разрешения выражение для Z по виду совпадает с (6), но в качестве первого слагаемого берутся (5) или его аппроксимации. Данные по эффективности этого алгоритма приведены на рис. 2.

Наряду с оптимальными алгоритмами представляют интерес и неоптимальные (в том смысле, что они не основаны на расчете функций правдоподобия), но учитывающие статистические свойства изображения. Рассмотрим пример такого эвристического алгоритма. Все зарегистрированные числа n_i в изображении сравниваются с порогом C , затем число превышений порога L — с другим порогом C_1 . Так как при изображении шероховатого предмета дисперсия n_i больше, чем для пуассоновского распределения, то вполне вероятно значительное число больших выбросов n_i . Поэтому в случае, когда $L < C_1$, принимается решение о наличии изображения «зеркального» типа объекта, а когда $L > C_1$, — противоположное решение. Оценим на одном частном примере эффективность такого алгоритма. Будем считать, что \bar{n}_c , \bar{n}_ϕ , N_c известны, и примем $C_1 = N_c$. Функцию распределения L можно определить следующим образом:

$$P(L \leq N_c) = \sum_{L=0}^{N_c} P(L),$$

$$P(L) = \sum_{i=0}^L C_{N_c}^i C_{N-N_c}^{L-i} P^i(n \geq C | \bar{n}) P^{L-i}(n \geq C | \bar{n}_\phi) P^{N_c-i}(n < C | \bar{n}) \times$$

$$\times P^{N-N_c-(L-i)}(n < C | \bar{n}_\phi),$$

$$\bar{n} = \bar{n}_c + \bar{n}_\phi.$$

Используя для определения $P(n \geq C | \bar{n})$ и $P(n < C | \bar{n})$ распределения вида (1) и (2), рассчитаем $P(L \leq N_c)$ и $P(L > N_c) = 1 - P(L \leq N_c)$ для обоих случаев и таким образом получим эффективность алгоритма. Результаты расчета при $\bar{n}_\phi = 1$, $\bar{n}_c = 4$, $N = 10$, $N_c = 3$ приведены в таблице.

C	2	3	4
$P(H_1 H_1)$	0,15	0,67	0,945
$P(H_1 H_0)$	0,001	0,026	0,13

Таким образом, показана принципиальная возможность распознавания изображений с зеркальной и шероховатой поверхностями, основанного на статистическом анализе поля

зарегистрированного изображения при малых разрешениях и энергии сигнала.

Проведенный анализ характеристик алгоритмов показал достаточно высокую эффективность оптимальных алгоритмов распознавания и возможность применения несложных алгоритмов отбора «зеркальных» изображений при свободной альтернативе.

На частном примере проиллюстрировано, что в ряде случаев можно построить более простые неоптимальные алгоритмы распознавания, по эффективности приближающиеся к оптимальным.

ЛИТЕРАТУРА

1. Кравцов Ю. А. и др. Статистические проблемы в теории дифракции.— УФН, 1975, т. 115, вып. 2.
2. Гудмен Дж. Введение в фурье-оптику. М.: Мир, 1970.
3. Волохатюк В. А., Кочетков В. М., Красовский Р. Р. Вопросы оптической локации. М.: Сов. радио, 1971.
4. Goodman J. Some Effects of Laser-Induced Scintillation on Optical Radar Performance.— Proc. IEEE, 1965, vol. 53, p. 1688—1700.
5. Левин Б. Р. Теоретические основы статистической радиотехники. Кн. 2. М.: Сов. радио, 1975.
6. Большев Л. Н., Смирнов Н. В. Таблицы математической статистики. М.: изд. ВЦ АН СССР, 1968.

*Поступила в редакцию 6 февраля 1978 г.;
окончательный вариант — 3 января 1979 г.*

УДК 629.197.7

Е. В. ПОСТНИКОВ, А. В. ЭКАЛО
(Ленинград)

РЕКУРРЕНТНЫЙ ФИЛЬТР С ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОЙ АДАПТАЦИЕЙ

В настоящее время при решении задач управления для оценки состояния динамических систем широко используется метод статистической фильтрации Калмана. Неточность априорных данных, необходимых для реализации фильтра Калмана, может привести к расходимости процесса фильтрации [1]. Одним из наиболее эффективных подходов к обеспечению устойчивости процесса оценивания является использование адаптивных методов калмановской фильтрации. Большая часть этих методов требует выполнения существенных ограничений и значительных вычислительных затрат [1, 2]. Так, например, алгоритмы, основанные на применении метода максимального правдоподобия или байесовского подхода, разработаны лишь для стационарных систем с известными распределениями вероятностей неопределенных параметров [1]. Для использования корреляционных алгоритмов наряду со стационарностью системы необходим значительный объем измерительной информации [2].

С практической точки зрения более интересными представляются алгоритмы, основанные на адаптивном введении в систему фиктивного шума. Эти алгоритмы не накладывают существенных требований на систему, имеют универсальный характер и достаточно просто реализуются. Основная идея таких алгоритмов заключается в увеличении ковариации шума возмущений, действующих в системе, при обнаружении расходимости процесса оценивания, что можно интерпретировать как добавление