

СОВМЕЩЕНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

Андросов В. А., к. т. н. Бойко Ю. В., Бочкарев А. М., Однорог А. П.

ВВЕДЕНИЕ

Принцип совмещения (сопоставления) изображений широко применяется при решении задач навигации и анализа движения объектов [1—4]. Системы, в основу работы которых положен этот принцип, называются корреляционно-экстремальными (КЭС).

В настоящее время широкое распространение получили цифровые КЭС, обработка изображений в которых осуществляется с помощью ЭВМ. Алгоритмы, используемые для совмещения изображений, обычно включают операции вычисления функции сходства изображений и операции поиска экстремума этой функции. Функция сходства предназначена для определения степени стохастической связи изображений или, другими словами, — это мера, с помощью которой принимается решение о степени сходства изображений. Наибольшее распространение в качестве функции сходства получила взаимная корреляционная функция. Известны и другие функции сходства [1].

Важное значение имеет изучение особенностей функционирования КЭС в условиях неопределенности. Неопределенность обусловлена различиями совмещаемых изображений: текущего (ТИ) и эталонного (ЭИ). Основные причины различий — несоответствие характеристик датчиков ТИ и ЭИ, отличия координат этих датчиков в процессе формирования изображений, суточные (сезонные) изменения отражающих и поглощающих свойств земных покровов и т. д.

При значительных различиях ТИ и ЭИ применению алгоритмов совмещения изображений должен предшествовать этап предварительной обработки, выполняемой с целью приведения ТИ и ЭИ к единому виду. С точки зрения обеспечения заданных точностных характеристик КЭС этап предварительной обработки не менее важен, чем этап совмещения изображений [21].

За несколько десятилетий развития КЭС предложено много способов обеспечения работы в условиях неопределенности. Однако исследования в этой области находятся еще на уровне эвристического поиска. Одна из причин заключается в том, что теоретические вопросы синтеза, анализа оптимальных и квазиоптимальных алгоритмов совмещения изображений изучены недостаточно. Задача обеспечения работоспособности алгоритма в условиях неопределенности решается для каждого конкретного алгоритма или устройства, что снижает, естественно, общность получаемых результатов. Поэтому уровень решения научно-технических задач в этой области значительно ниже, чем достигнутый, например, в статистической теории синтеза информационных систем в условиях априорной неопределенности.

Ограниченное число публикаций по вопросам синтеза оптимальных алгоритмов совмещения изображений затрудняет классификацию ситуаций априорной неопределенности, так как соответствующие разделы статистической теории обработки информации развиты в основном применительно к синтезу информационных систем. Поэтому используемые ниже определения и термины не следует считать окончательными.

Рассмотренные в обзоре вопросы отражают основные направления исследований в области КЭС:

особенности описания изображений;

способы определения точностных характеристик;
методы предварительной обработки изображений;
алгоритмы совмещения изображений.

Рассмотренные ниже модели и алгоритмы могут быть использованы при анализе функционирования КЭС, предназначенных для решения различных задач. Приведенные примеры относятся к КЭС навигации, применяемым для определения местоположения летательных аппаратов (ЛА), и КЭС слежения, используемым для анализа движения объектов (например, в устройствах управления промышленными роботами).

1. ОПИСАНИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ В КЭС

Исходное изображение представляет собой реализацию случайного поля. Эталонное изображение — его часть (рис. 1). Текущее изображение формируется в результате «вырезания» сдвинутой относительно центра эталонного изображения части той же реализации, искаженной пространственно-временным шумом.

Исходные изображения объектов, сопровождаемых с помощью КЭС слежения, или участков местности, по которым работают КЭС навигации, представляют собой непрерывные функции пространственных координат и времени. Однако, прежде чем исходное изображение попадет в блок КЭС, в котором вычисляется функция сходства, оно претерпевает существенные изменения. Различные изменения изображений с математической точки зрения можно рассматривать как определенного вида преобразования.

В данном разделе описаны основные виды преобразований изображений, характерные для КЭС: геометрические и радиометрические преобразования, ограничение по пространству, дискретизация, квантование и искажение шумом [5].

Геометрические преобразования — это любые преобразования координат изображения:

$$F_2(u, v, t) = F_1[A_r(x, y), t],$$

где A_r — оператор геометрического преобразования; F_1 — исходное изображение; F_2 — преобразованное изображение.

Преобразования «сдвиг», «поворот», «изменение масштаба» и их комбинации характеризуются вектором параметров C :

$$C = |c_1 c_2 c_3 c_4 c_5 c_6|^T.$$

При этом

$$u = c_1 x + c_2 y + c_3,$$

$$v = c_4 x + c_5 y + c_6.$$

При описании изменений ТИ относительно полученного заранее ЭИ вместо термина «преобразование» целесообразнее использовать термин «искажение».

Характер геометрических искажений ТИ относительно ЭИ определяется рядом факторов: положением и ориентацией датчика, характеристиками оптической системы (для оптического датчика), скоростью и направлением движения объекта съемки (например, при съемке с искусственного спутника Земли). Для учета последнего фактора необходим анализ геометрических искажений фрагментов изображения, что

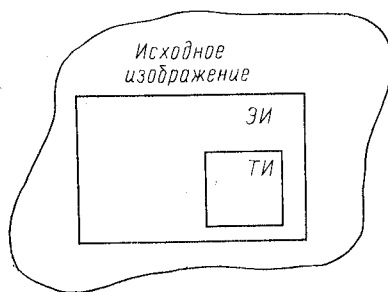


Рис. 1. Формирование текущего и эталонного изображений

является очень сложной задачей. Иногда велик удельный вес различного рода аберраций.

Проблемы, связанные с описанием многих из перечисленных преобразований, рассматриваются в фотограмметрии. В работах по теории КЭС обычно ограничиваются учетом искажений типа «поворот», «изменение масштаба» [6—9]. Искаженное и сдвинутое относительно ЭИ текущее изображение описывается соотношением

$$F_2(\mathbf{X}, t_2) = F_1(\mathbf{A}\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X}, t_1), \quad (1)$$

где $\mathbf{X} = \|x, y\|^T$ — координаты изображения на плоскости; $\Delta\mathbf{X} = \|\Delta x, \Delta y\|^T$ — вектор сдвига ТИ относительно ЭИ; $\mathbf{A} = \alpha \begin{vmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{vmatrix}$ — матрица геометрических искажений (α — масштабный коэффициент, θ — угол поворота ТИ относительно ЭИ); t_1 и t_2 — моменты времени формирования ЭИ и ТИ соответственно.

Использование соотношения (1) применительно к КЭС навигации в общем случае некорректно, так как это соотношение описывает сдвиг искаженного изображения на величину $\Delta\mathbf{X}$. В действительности же на величину $\Delta\mathbf{X}$ смещается датчик изображения, после чего формируется искаженное изображение:

$$F_2(\mathbf{X}, t) = F_1[\mathbf{A}(\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X}), t].$$

Модель изображения (1) справедлива только для малых значений $\Delta\mathbf{X}$ [6].

Радиометрические (фотометрические) преобразования характеризуют изменение интенсивности (амплитуды) изображения в точке. Обычно полагают

$$F_2(\mathbf{X}, t) = A_p \{F_1[U(\mathbf{X}), t]\}, \quad (2)$$

где A_p — оператор радиометрического преобразования; $U(\mathbf{X})$ — некоторая окрестность точки с координатами $\mathbf{X}$.

В простейшем случае $U(\mathbf{X}) = \mathbf{X}$ и применение оператора радиометрического преобразования сводится к умножению F_1 на константу.

Ограничение по пространству заключается в формировании из исходного изображения частей, именуемых ТИ и ЭИ. Обычно «окно», с помощью которого выполняется эта операция, имеет вид прямоугольного параллелепипеда единичной высоты. Размеры прямоугольника в его основании определяют размеры изображения по осям x и y .

Вопросы, связанные с применением непрямоугольных «окон» и «окон» с неравномерным взвешиванием различных фрагментов изображений, т. е. параллелепипедов с переменной высотой, рассматриваются в разд. 3 и 4.

В КЭС навигации одно из изображений больше другого; поэтому функции «окон» для ТИ — $W_T(\mathbf{X})$ и ЭИ — $W_E(\mathbf{X})$ различны¹. Размеры меньшего из них определяют область интегрирования при вычислении функции сходства ТИ и ЭИ, например оценки взаимной корреляционной функции

$$K(\Delta\mathbf{X}, t) = S_M^{-1} \int_M F_T(\mathbf{X}, t) F_E(\mathbf{X} - \Delta\mathbf{X}, t) d\mathbf{X}, \quad (3)$$

где $\int_M$ — интеграл по меньшему из изображений; S_M — площадь области M .

Введя в модель изображения шум, удастся учесть непредсказуемые искажения, обусловленные внутренними шумами системы, влиянием се-

¹ Индексы Т и Э здесь и далее обозначают текущее и эталонное изображения соответственно.

зона, различием физической природы датчиков ТИ и ЭИ. В последнем случае нельзя ограничиться введением в модель ТИ шума. Например, отличия изображений одного и того же участка местности, полученных с помощью РЛС и оптического датчика, можно описать только совокупностью геометрических, радиометрических и шумовых искажений.

Обычно при описании ТИ (иногда и при описании ЭИ [6]) используют модель с аддитивным коррелированным (или некоррелированным, т. е. белым) пространственно-временным шумом:

$$F_2(X, t) = F_1(X, t) + N(X, t),$$

где $N(X, t)$ — пространственно-временной шум.

Дискретизация и квантование — операции, содержание которых общеизвестно. Влияние квантования на помехоустойчивость КЭС рассмотрено в разд. 3. Проанализировать особенности процессов дискретизации трудно, так как в известной научно-технической литературе нет конкретных рекомендаций по выбору интервалов дискретизации δ_x , δ_y . Выбор этих интервалов в соответствии с теоремой Котельникова часто неприемлем ввиду больших размеров ТИ и ЭИ. В то же время известно, что КЭС могут работать даже при использовании некоррелированных отсчетов изображений [11].

Все преобразования можно разделить на два класса: обратимые и необратимые. Важнейшим свойством обратимых преобразований является возможность получения из преобразованного (искаженного) изображения исходного. К обратимым относятся геометрические и радиометрические преобразования. Свойство обратимости используется при формировании алгоритмов предварительной обработки изображений в КЭС, которые будут рассмотрены в разд. 3.

Преобразования типа «ограничение по пространству», «искажение шумом», «дискретизация» и «квантование» относятся к классу необратимых.

Следует отметить, что деление преобразований на обратимые и необратимые весьма условно. Точно скорректировать можно лишь некоторые из этих преобразований, например абберации конкретного объекта оптического датчика. Добиться же точной компенсации основных видов искажений, возникающих в реальных условиях применения КЭС, практически невозможно. Так, в КЭС навигации, предназначенной для контроля местоположения летательного аппарата, ТИ искажено относительно полученного заранее ЭИ. Одна из причин — несоответствие координат датчиков ТИ (x_T, y_T) и ЭИ (x_0, y_0). Компенсацию искажений можно выполнить только для предполагаемой точки контроля местоположения (x_K, y_K). Коррекция искажений оказывается неточной, поскольку в общем случае точки (x_T, y_T) и (x_K, y_K) не совпадают (КЭС навигации и предназначена для определения величины этого рассогласования).

При теоретическом анализе КЭС навигации обычно ограничиваются рассмотрением изображений, заданных в виде непрерывных функций. В этом случае текущее изображение можно представить как преобразование ЭИ:

$$F_T(X, t) = L\{F_0(X, t)\} + N(X, t), \quad (4)$$

где L — оператор искажений.

Однако для анализа КЭС слежения за объектами на каком-либо фоне модель (4) неприемлема. Корректным в этом случае является описание ТИ, приведенное в [12]:

$$F_T(X, t) = W(X, t)L\{F_0(X, t)\} + [1 - W(X, t)] \times \\ \times L_\Phi\{B(X, t)\} + N(X, t), \quad (5)$$

где $B(X, t)$ — изображение фона; L_Φ — оператор искажений фона; $W(X, t)$ — функция «окна» объекта слежения;

$$W(\mathbf{X}, t) = \begin{cases} 1 & \text{во всех точках, соответствующих объекту (цели),} \\ 0 & \text{во всех остальных точках.} \end{cases}$$

Нестандартность, с точки зрения теории статистических решений, и сложность модели (5) ограничивают ее применение.

В реальных условиях обеспечить нормальное функционирование КЭС слежения труднее, чем КЭС навигации, поскольку, во-первых, в процессе слежения характеристики искажений ТИ непрерывно изменяются и, во-вторых, до начала слежения отсутствует априорная информация об объекте: ЭИ формируется только при «привязке» к цели. Преодоление неопределенности, вызванной отличиями ТИ от ЭИ, при синтезе и анализе таких систем основано на методах самообучения [32—35].

Задача синтеза алгоритма совмещения изображений в КЭС навигации чаще сводится к задачам с параметрической неопределенностью, так как вид искажений ТИ относительно ЭИ и законы распределения характеристик этих искажений можно установить, зная статистические характеристики ошибок вывода ЛА в точку контроля местоположения и условия формирования ЭИ. Вопросы преодоления неопределенности применительно к КЭС навигации описаны в разд. 3, 4.

Выше рассмотрены лишь некоторые способы описания изображений в условиях неопределенности, применяемые для решения прикладных задач. Ряд фундаментальных способов представления искаженных изображений, не получивших еще практического приложения, предложен в [13, 14].

2. СПОСОБЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ТОЧНОСТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК КЭС

Совмещение ТИ и ЭИ в КЭС осуществляется с ошибками. Эти ошибки можно разделить на две группы [6]:

локальные ошибки, значения которых не превосходят величины радиуса корреляции изображения или размеров отслеживаемого объекта; аномальные ошибки, принимающие большие значения.

В первых работах по теории КЭС анализировались в основном локальные ошибки. С помощью аппарата теории оценивания и обнаружения были получены формулы для дисперсии ошибки совмещения изображений [9, 16]. Было показано, что дисперсия ошибки уменьшается с увеличением размеров выборки, кривизны корреляционной функции в области экстремума, отношения сигнал/шум.

Впоследствии были найдены способы учета влияния геометрических искажений, квантования, ограниченности выборки (области интегрирования при вычислении функции сходства ТИ и ЭИ) на статистические характеристики как локальных, так и аномальных ошибок. Наряду с экспериментальными методами [2] для этого часто использовался математический аппарат теории корреляционного анализа случайных процессов и полей. Наибольший интерес представляют работы [6—8], в которых рассматриваются модели ТИ и ЭИ следующего вида:

$$F_s(\mathbf{X}) = F_1(\mathbf{X}) + N_s(\mathbf{X}), \quad F_t(\mathbf{X}) = F_2(\mathbf{X}) + N_t(\mathbf{X}),$$

где N_s и N_t — реализации шума в ЭИ и ТИ соответственно; F_2 — искаженное изображение, отличающееся от исходного изображения F_1 масштабом и углом поворота.

Предполагается, что F_1 , F_2 , N_s , N_t — реализации независимых изотропных гауссовских случайных полей с нулевым математическим ожиданием и непрерывно-дифференцируемыми корреляционными функциями.

Вычисляемая в КЭС оценка взаимной корреляционной функции ТИ и ЭИ представляет собой случайную функцию, статистические характеристики которой используются для определения точностных характеристик

тик системы. При наличии аномальных ошибок качество работы КЭС характеризуется отношением r математического ожидания оценки взаимной корреляционной функции $M[\hat{K}(\Delta X_m)]$ в точке истинного совмещения изображений к корню квадратному из дисперсии оценки этой функции $D[\hat{K}(\Delta X_0)]$ в области боковых выбросов:

$$r(\Delta X_0) = M[\hat{K}(\Delta X_m)] / \sqrt{D[\hat{K}(\Delta X_0)]}, \quad (6)$$

где ΔX_m и ΔX_0 — значения аргумента оценки взаимной корреляционной функции, соответствующие точке истинного совмещения и одной из точек области боковых выбросов.

Чем больше r , тем ниже вероятность аномальных ошибок, которую часто называют «вероятностью ложного совмещения» — $P_{лс}$. Однако получить расчетные формулы для $P_{лс}$ по известным значениям r не удается.

В [22] качество работы КЭС предлагается характеризовать отношением r_0 , аналогичным (6), но отличающимся тем, что значение дисперсии оценки взаимной корреляционной функции рассчитывается для всей области ее определения. Использование отношения r_0 позволяет упростить выкладки и исключить из рассмотрения субъективное понятие «область боковых выбросов». В то же время анализ точностных характеристик КЭС с использованием обоих отношений дает приблизительно одинаковые результаты.

Значения локальных ошибок $\mathbf{e} = \|e_x e_y\|^T$ невелики по сравнению с радиусом корреляции изображения. Это позволяет использовать описанный ниже метод вычисления дисперсии ошибки совмещения изображений $D[\mathbf{e}]$. Оценка взаимной корреляционной функции раскладывается в ряд Тейлора относительно точки истинного совмещения, координаты которой можно считать нулевыми:

$$\hat{K}(\mathbf{e}) \approx \hat{K}(0) + \mathbf{e}^T \Gamma + 0,5 \mathbf{e}^T \Omega \mathbf{e},$$

где $\Gamma = \left\| \left. \frac{\partial \hat{K}}{\partial x} \right|_0, \left. \frac{\partial \hat{K}}{\partial y} \right|_0 \right\|^T$ — вектор градиента оценки взаимной корреляционной функции;

$\Omega = \left\| \left. \frac{\partial^2 \hat{K}}{\partial x^2} \right|_0, \left. \frac{\partial^2 \hat{K}}{\partial x \partial y} \right|_0, \left. \frac{\partial^2 \hat{K}}{\partial y \partial x} \right|_0, \left. \frac{\partial^2 \hat{K}}{\partial y^2} \right|_0 \right\|$ — матрица кривизны оценки взаимной корреляционной функции.

В точке совмещения изображений производная оценки взаимной корреляционной функции равна нулю. Тогда:

$$\Gamma + \Omega \mathbf{e} = 0, \quad \mathbf{e} = -\Omega^{-1} \Gamma. \quad (7)$$

Обычно кривизна оценки взаимной корреляционной функции в области экстремума незначительно отличается от своего среднего значения: $\Omega \approx \bar{\Omega}$ [6]. Поэтому формула для $D[\mathbf{e}]$, непосредственно вытекающая из выражения (7), принимает вид

$$D[\mathbf{e}] = \bar{\Omega}^{-2} \{M[\Gamma^2] - M^2[\Gamma]\}, \quad (8)$$

где $M[\cdot]$ — оператор математического ожидания.

Выражение (7) можно использовать и для определения математического ожидания ошибки $\mathbf{e}$:

$$M[\mathbf{e}] = -\bar{\Omega}^{-1} M[\Gamma]. \quad (9)$$

Используя формулы (8), (9), можно выявить зависимость точностных характеристик КЭС не только от статистических характеристик полезных сигналов, шумов и размеров выборки, но и от степени геомет-

рических искажений. В [6, 7] показано, что с ростом размеров выборки негативное влияние геометрических искажений увеличивается. При повороте элементы ТИ, расположенные на периферии, смещаются относительно соответствующих элементов ЭИ на большие расстояния, чем элементы, близкие к центру. Следовательно, искажения изображения на краю больше, чем в центре. На основании того, что с уменьшением размеров изображения ошибки совмещения увеличиваются из-за ограниченности выборки, в [7, 8] делается вывод о существовании оптимального размера изображения, при котором обеспечивается минимум $D[e]$ или максимум r .

Точностные характеристики КЭС определяются по формулам (8), (9) численными методами на ЭВМ. Однако в ряде случаев, например при анализе КЭС слежения за объектами (модель ТИ вида (5)), — это чрезвычайно сложная задача. Область применения рассмотренного способа ограничивается ситуациями, когда корреляционные функции изображений дифференцируемы (например, оптические изображения некоторых земных ландшафтов). Однако при анализе контурных изображений этот способ неприменим. В [17—20] предлагаются способы оценки точностных характеристик КЭС, свободные от указанного недостатка.

В результате анализа вычисленного значения оценки взаимной корреляционной функции $\hat{K}$ для текущего сдвига изображений принимается одно из двух решений: ТИ и ЭИ совмещены, ТИ и ЭИ не совмещены. Это позволяет разделить значения $\hat{K}$ на два класса. Априорные вероятности принадлежности значения $\hat{K}$ к каждому классу обычно полагают равными 1/2. Значение $\hat{K}$ (или значение иной функции сходства) можно считать гауссовской случайной величиной (каждое значение $\hat{K}$ — результат суммирования большого числа произведений отсчетов ТИ и ЭИ). Следовательно, апостериорные вероятности принадлежности значения $\hat{K}$ к каждому классу определяются следующими соотношениями:

$$P_1(\hat{K}) = V(m_1, \sigma_1),$$

$$P_2(\hat{K}) = V(m_2, \sigma_2),$$

где

$$V(m, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(\hat{K}-m)^2}{2\sigma^2}\right\};$$

m, σ — соответственно математическое ожидание и среднеквадратическое отклонение распределения значения $\hat{K}$.

Параметры гауссовских законов m, σ находят в результате статистической обработки конкретных изображений, выполняемой по следующей методике.

Область Π возможных сдвигов ТИ относительно ЭИ разделяется на две подобласти. Точку истинного совмещения окружает подобласть истинного совмещения (при подготовке ЭИ она известна). Для корректности предположения о возможности применения центральной предельной теоремы размеры этой подобласти должны быть достаточно большими. В [19] приводятся расчеты для подобласти истинного совмещения, включающей девять отсчетов изображения.

Подобласть ложного совмещения — оставшаяся часть области Π .

Для каждого возможного сдвига вычисляются значения $\hat{K}$, затем для двух подобластей строятся гистограммы этого значения, по которым определяют параметры m_1, σ_1 и m_2, σ_2 .

Знание законов распределения оценки взаимной корреляционной функции позволяет решить две важные задачи расчета КЭС.

1. Выбор такого значения порога для алгоритма совмещения изображений, при котором обеспечиваются заданные вероятности истинного ($P_{ис}$) и ложного ($P_{лс}$) совмещений [17, 18]. Выбор порога необходим, если не производится поиск абсолютного экстремума функции сходства ТИ и ЭИ, т. е. решение о совмещении принимается, если вычисленное значение K превышает порог.

Для расчета вероятностей ложного и истинного совмещений применяются простые формулы [17, 18]:

$$P_{лс} = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_2} \int_{R_T}^{\infty} \exp \left\{ -\frac{(\hat{K} - m_2)^2}{2\sigma_2^2} \right\} d\hat{K},$$

$$P_{ис} = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_1} \int_{R_T}^{\infty} \exp \left\{ -\frac{(\hat{K} - m_1)^2}{2\sigma_1^2} \right\} d\hat{K},$$

где R_T — значение порога.

2. Оценка качества выбранного ЭИ и принятого способа формирования ТИ [19]. Задача сравнительно несложно решается для систем, в основу работы которых положено байесовское правило принятия решения:

$$P_1(\hat{K}) \begin{cases} \geq P_2(\hat{K}) & \text{— истинное совмещение изображений,} \\ < P_2(\hat{K}) & \text{— ложное совмещение изображений.} \end{cases}$$

Порог в этом случае выбирается исходя из условия минимизации вероятности принятия ошибочных решений:

$$P_e = \frac{1}{2} \int_{M_1} P_1(\hat{K}) d\hat{K} + \frac{1}{2} \int_{M_2} P_2(\hat{K}) d\hat{K}, \quad (10)$$

где M_1 — область, в пределах которой $P_1(\hat{K}) \geq P_2(\hat{K})$; M_2 — область, в пределах которой $P_1(\hat{K}) < P_2(\hat{K})$. Следовательно, величина P_e может служить характеристикой качества ЭИ.

Если $P_1(\hat{K})$, $P_2(\hat{K})$ — негауссовские величины, вычисления по формуле (10) оказываются громоздкими. В этом случае можно использовать граничные оценки P_e (так называемые границы Чернова, Бхаттачарийя) [19].

В [20] предложен еще один способ вычисления $P_{ис}$, состоящий в определении вероятности события $P(\Delta\hat{X} = \Delta X_{и})$, т. е. оценка сдвига практически равна истинному сдвигу. Для поисковой КЭС, в которой в качестве оценки совмещения ТИ и ЭИ выбирается величина $\Delta\hat{X}$, соответствующая максимальному значению $\hat{K}$, методика расчета $P_{ис}$ может быть следующей.

Разность значений взаимной корреляционной функции для одномерной дискретной системы

$$\Delta\hat{K}_j = \hat{K}(\Delta x_{и}) - \hat{K}(\Delta x_{и} + j)$$

является случайной величиной. Если $\Delta\hat{K}_j < 0$ при $j \neq 0$ (максимум взаимной корреляционной функции имеет место при $\Delta x \neq \Delta x_{и}$), делается вывод о ложном совмещении.

Очевидно, что

$$P(\Delta\hat{x} \neq x_{и}) = P(\Delta\hat{K}_1 < 0, \Delta\hat{K}_2 < 0, \dots) = P\left[\bigcup_i (\Delta\hat{K}_i < 0)\right].$$

Легко показать, что

$$P(\Delta\hat{x} \neq \Delta x_n) \leq \sum_j P(\Delta\hat{K}_j < 0).$$

Тогда

$$P_{ис} = P(\Delta\hat{x} = \Delta x_n) \geq 1 - \sum_j P(\Delta\hat{K}_j < 0).$$

Предположение о гауссовском законе распределения $\Delta\hat{K}_j$ позволяет получить простую формулу для определения нижней границы $P_{ис}$:

$$P_{ис} \geq 1 - \sum_j P\left(\chi > \frac{M[\Delta\hat{K}_j]}{D[\Delta\hat{K}_j]}\right),$$

где χ — гауссовская случайная величина с нулевым математическим ожиданием и единичной дисперсией.

Предложенный в [20] способ расчета $M[\Delta\hat{K}_j]$ и $D[\Delta\hat{K}_j]$ основан на статистической обработке изображений.

Существенным недостатком этого, как и рассмотренного выше способа определения точностных характеристик КЭС, является необходимость обработки большого объема экспериментальных данных. Однако подобные «экспериментальные» методы, по-видимому, не имеют альтернативы при анализе КЭС, в которых текущее и эталонное изображения существенно отличаются друг от друга (получены с помощью различных датчиков, в разных погодных условиях и т. п.) или не могут быть описаны достаточно просто в терминах теории случайных полей (например, контурные изображения).

3. ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ В КЭС

Под предварительной обработкой понимаются операции, позволяющие устранить геометрические искажения и искажения интенсивности изображений. Влияние небольших геометрических искажений (изменение масштаба до 20 % и угла поворота до 12°) можно снизить с помощью предварительной весовой обработки ТИ или ЭИ [7, 8].

Весовая обработка осуществляется с помощью функции, вид которой определяется формой оценки взаимной корреляционной функции и зависит от степени искажений ТИ и ЭИ. Если в качестве критерия точности КЭС используется отношение r (см. (6)), оптимальная весовая функция $W_{01}(\mathbf{X})$ является «вытянутым» вариантом оценки взаимной корреляционной функции:

$$W_{01}(\mathbf{X}) = \hat{K}[(\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{X}],$$

где $\mathbf{I}$ — единичная матрица.

Весовая функция $W_{02}(\mathbf{X})$, обеспечивающая минимизацию среднеквадратической ошибки совмещения, имеет форму «вытянутой» второй производной оценки взаимной корреляционной функции текущего и эталонного изображений:

$$W_{02}(\mathbf{X}) = \frac{\partial^2}{\partial \mathbf{X}^2} \hat{K}[(\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{X}].$$

При больших геометрических искажениях, а также при формировании ЭИ и ТИ с помощью датчиков, работающих в различных диапазонах волн, необходима геометрическая коррекция одного из изображений.

В [10] рассмотрены два метода геометрической коррекции: перспективное преобразование и полиномиальная оценка. Эти методы могут быть использованы для определения связи координат радиолокацион-

ного $F(u_1, u_2)$ и оптического $F(x_1, x_2)$ изображений (рис. 2). Перспективное преобразование описывается системой уравнений:

$$x_1 = f \frac{m_{11}u_1 + m_{12}u_2 + m_{13}u_3}{m_{31}u_1 + m_{32}u_2 + m_{33}u_3},$$

$$x_2 = f \frac{m_{21}u_1 + m_{22}u_2 + m_{23}u_3}{m_{31}u_1 + m_{32}u_2 + m_{33}u_3},$$

где m_{ij} — элементы матрицы вращения датчика радиолокационного изображения, которые являются функциями углов тангажа, крена и рыскания ЛА; f — фокусное расстояние оптической системы; u_3 — высота полета ЛА при формировании текущего изображения.

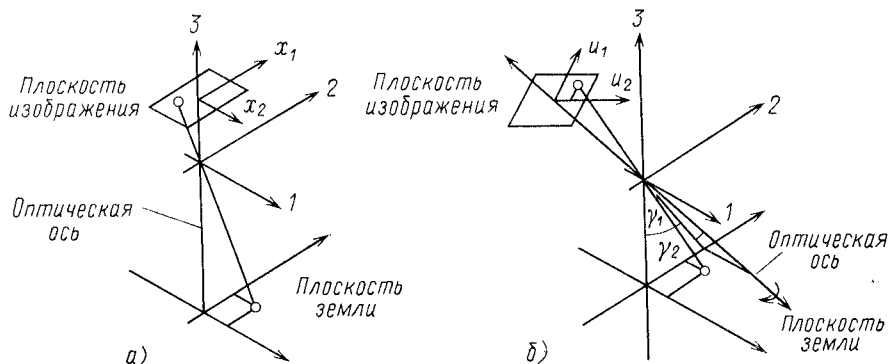


Рис. 2. Преобразования координат изображений для оптической системы (а) и для РЛС с синтезированной апертурой (б)

Для расчета матрицы вращения необходимо знать координаты точек пространства, из которых формировались изображения. Это — недостаток данного метода.

Координаты изображений $F(u_1, u_2)$ и $F(x_1, x_2)$ при полиномиальном преобразовании связаны системой:

$$x_1 = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^{N-1} a_{ij} u_1^i u_2^j,$$

$$x_2 = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^{N-1} b_{ij} u_1^i u_2^j,$$

где a_{ij}, b_{ij} — постоянные полиномиальные коэффициенты.

На практике достаточно использовать полиномы второй степени ($N=2$). Для нахождения коэффициентов a_{ij}, b_{ij} необходимо выбрать не менее шести точек на каждом изображении. Значения координат x_1 и u_1 связаны соотношением

$$\begin{pmatrix} x_{11} \\ x_{12} \\ x_{13} \\ \vdots \\ x_{1E} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & u_1 & u_2 & u_1^2 & u_2^2 & u_1 u_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{00} \\ a_{10} \\ a_{01} \\ a_{00} \\ a_{02} \\ a_{11} \end{pmatrix}.$$

Это соотношение, а также аналогичное соотношение для x_2 и u_2 можно записать в матричной форме:

$$x_1 = UA, \quad x_2 = UB.$$

Оценки матриц $\mathbf{A}$ и $\mathbf{B}$ задаются следующими уравнениями:

$$\mathbf{A} = (\mathbf{U}^T \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^T \mathbf{x}_1, \quad \hat{\mathbf{B}} = (\mathbf{U}^T \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^T \mathbf{x}_2.$$

Метод полиномиальной оценки иногда является более предпочтительным, так как для его реализации не требуется дополнительной информации, кроме имеющейся в изображениях $F(x_1, x_2)$ и $F(u_1, u_2)$.

В [21] рассмотрен метод предварительной обработки сигналов датчика изображения, информация которого представлена в сферических координатах (два угла и интенсивность или дальность). Примером такого датчика может быть сканирующая лазерная система.

Предварительная обработка выполняется в два этапа. На первом этапе производится переход к декартовой системе координат:

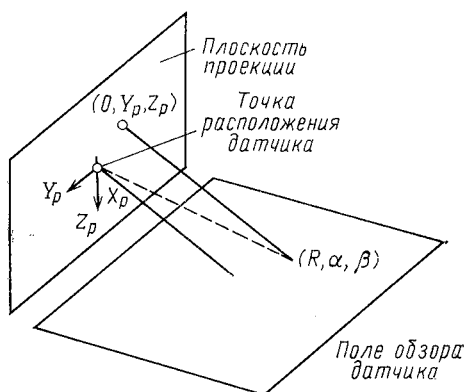


Рис. 3. Преобразование координат изображения, сформированного сканирующей лазерной системой

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \mathbf{ZQ} \begin{pmatrix} R \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix},$$

где

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix};$$

$$\mathbf{Q} = \begin{pmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{pmatrix};$$

α, β, R и x, y, z — сферические и декартовы координаты изображения соответственно.

Второй этап заключается в проецировании полученного изображения на плоскость, перпендикулярную линии, соединяющей датчик и объект слежения. Для этого система координат (x, y, z) проворачивается на угол α_p относительно оси Oz , а затем на угол β_p относительно оси Oy (рис. 3):

$$\begin{pmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \end{pmatrix} = \mathbf{Q}_p \mathbf{Z}_t \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \mathbf{Q}_p \mathbf{Z}_p \mathbf{ZQ} \begin{pmatrix} R \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix},$$

где

$$\mathbf{Z}_p = \begin{pmatrix} \cos \alpha_p & \sin \alpha_p & 0 \\ -\sin \alpha_p & \cos \alpha_p & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{Q}_p = \begin{pmatrix} \cos \beta_p & 0 & \sin \beta_p \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \beta_p & 0 & \cos \beta_p \end{pmatrix}.$$

После выполнения указанных преобразований можно применять традиционные методы совмещения изображений.

Не менее важной задачей предварительной обработки является устранение искажений интенсивности изображений. Интенсивность изображений одних и тех же объектов, полученных с помощью различных датчиков, различна [10]. Так, оптическое изображение имеет вид позитива, а радиолокационное — негатива. Преобразование негативного изображения в позитивное осуществляется заменой уровня интенсивности каждого элемента негативного изображения f_{ij} на уровень $\bar{f}_{ij}$, определяемый по следующей формуле:

$$\bar{f}_{ij} = H + 1 - f_{ij},$$

где H — число уровней квантования.

Затем радиолокационное изображение преобразуют таким образом, чтобы распределение вероятностей его интенсивности совпадало с соответствующим распределением интенсивности оптического изображения.

Следует отметить, что указанное предположение о соотношении интенсивностей радиолокационного и оптического изображений справедливо далеко не всегда. Предсказать уровень радиолокационного сигнала по оптическому изображению местности или наоборот, без участия человека, роль которого сводится к идентификации различных объектов на земной поверхности, часто невозможно. Такая же ситуация имеет место при сравнении изображений, полученных в разное время с помощью одного и того же датчика. Поэтому широко применяются методы предварительной обработки, заключающиеся в выделении признаков изображений, устойчивых к искажениям интенсивности. Вопросы, связанные с выделением таких признаков (контуров, перепадов интенсивности), рассматриваются в [23].

В ряде случаев влияние искажений интенсивности изображения снижается при его квантовании. Важным вопросом при этом является выбор числа уровней квантования. В [11] рассмотрено влияние квантования на помехоустойчивость КЭС. Показано, что при двух уровнях квантования отношение сигнал/шум уменьшается в 2,5 раза, а при четырех — в 1,3 раза, увеличение числа уровней квантования свыше четырех нецелесообразно.

Реализация большинства рассмотренных методов предварительной обработки связана со значительными вычислительными затратами. Поэтому этот вид обработки изображений обычно рассматривают как этап подготовки ЭИ для КЭС навигации, позволяющий уменьшить влияние априорно известных различий ТИ и ИЭ. Однако предварительная обработка эффективна и в случаях, когда параметры искажений неизвестны (вычисления производятся для их средних (ожидаемых) значений). Поэтому ее можно считать первым и необходимым шагом на пути преодоления априорной неопределенности.

4. АЛГОРИТМЫ СОВМЕЩЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ В КЭС

Концепция «эластичных эталонов». Известен алгоритм совмещения двух отличающихся изображений, основанный на концепции «эластичных эталонов» [27]. Этот метод применим даже в тех случаях, когда рассмотренные в предыдущих разделах способы обеспечения нормальной работы КЭС в условиях неопределенности неэффективны. Предполагается, что совмещаемые изображения (текущее и эталонное) являются «эластичными», т. е. каждый элемент изображения можно перенести в точку с другими координатами. Управляющие воздействия для изменения координат формируются в результате анализа обоих изображений. Деформируя ЭИ и ТИ, за несколько итераций можно добиться их сходства, что необходимо для решения задачи совмещения. Эффективность алгоритма повышается, если с увеличением номера итерации, т. е. по мере роста достоверности получаемых данных о сдвиге ТИ относительно ЭИ, повышается «эластичность» изображений.

Применительно к обработке дискретных контурных изображений задача совмещения аналитически решается следующим образом.

Поскольку отсчеты изображений принимают значения ноль и единица, ТИ и ЭИ можно представить совокупностью значений координат точек контура:

$$F_T = [x_T(1), y_T(1); \dots x_T(n), y_T(n); \dots x_T(M_T), y_T(M_T)],$$

$$F_\Sigma = [x_\Sigma(1), y_\Sigma(1); \dots x_\Sigma(n), y_\Sigma(n); \dots x_\Sigma(M_\Sigma), y_\Sigma(M_\Sigma)],$$

где $x(n)$, $y(n)$ — координаты n -й точки контура; M_T и M_Σ — число точек контура ТИ и ЭИ.

Расстояние между n -м элементом ТИ и m -м элементом ЭИ вычисляется по формуле

$$\varepsilon_{nm} = |x_T(n) - x_\Sigma(m)| + |y_T(n) - y_\Sigma(m)|.$$

Точка m ЭИ, для которой расстояние ε_{nm} минимально, считается ближайшей к точке n ТИ и обозначается m' . Для ТИ и ЭИ вводится понятие «вектора смещения ближайших точек»:

$$J_T(n) = [x_\Sigma(m') - x_T(n)]i + [y_\Sigma(m') - y_T(n)]j,$$

$$J_\Sigma(m) = [x_T(n') - x_\Sigma(m)]i + [y_T(n') - y_\Sigma(m)]j,$$

где $J_T(n)$, $J_\Sigma(m)$ — вектора смещения ближайших точек ТИ и ЭИ соответственно; i , j — базисные вектора осей x , y изображений.

В результате сглаживания этих векторов оператором G формируются управляющие (деформирующие) воздействия на каждый элемент совмещаемых изображений. Так, воздействие на точку ТИ с координатами x , y определяется выражением

$$J(x, y) = \frac{\sum_{n=1}^{M_T} G_T J_T(n)}{\sum_{n=1}^{M_T} G_T} - \frac{\sum_{m=1}^{M_\Sigma} G_\Sigma J_\Sigma(m)}{\sum_{m=1}^{M_\Sigma} G_\Sigma},$$

где

$$G_T = \exp \{[-(x - x_{(n)})^2 - (y - y_{(n)})^2]/\tau^2\};$$

$$G_\Sigma = \exp \{[-(x - x_{(m)} - J_{\Sigma x}(m))^2 - (y - y_{(m)} - J_{\Sigma y}(m))^2]/\tau^2\};$$

$J_{\Sigma x}(m)$, $J_{\Sigma y}(m)$ — координаты вектора $J_\Sigma(m)$; τ — эффективный радиус сглаживания.

Начальные значения τ выбираются примерно равными размерам изображений, что позволяет обеспечить их минимальную «эластичность». С каждой итерацией значение τ уменьшается. Совмещение контурных ТИ и ЭИ производится на 4—6 итераций.

Алгоритмы совмещения изображений с оценкой параметров искажений. Весьма часто применяется параметрическое описание искажений ТИ относительно ЭИ.

Рассмотрим два алгоритма совмещения изображений, в которых реализован указанный подход.

В [9] для модели ТИ вида (1), (4) получен алгоритм совмещения изображений с оцениванием параметров α , θ , Δx , Δy . Для реализации этого алгоритма применяется линейное представление изменившегося (деформированного, сдвинутого) изображения отслеживаемого объекта:

$$F_\Sigma(n_1, m_1) \approx F_\Sigma(n, m) + uE_x(n, m) + vE_y(n, m),$$

где

$$u = \Delta x + \Delta \alpha n + \theta m; \quad v = \Delta y + \Delta \alpha m - \theta n; \quad \Delta \alpha = \alpha - 1;$$

$$E_x(n, m) = F_\Sigma(n + 1, m) - F_\Sigma(n, m); \quad E_y(n, m) = F_\Sigma(n, m + 1) - F_\Sigma(n, m);$$

$$\begin{vmatrix} n_1 \\ m_1 \end{vmatrix} = \alpha \begin{vmatrix} \cos \theta \sin \theta \\ -\sin \theta \cos \theta \end{vmatrix} \cdot \begin{vmatrix} n \\ m \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{vmatrix}.$$

Такое представление справедливо при малых смещениях объекта слежения за время формирования ТИ (в телевизионной системе это период кадров T).

Реализация алгоритма совмещения изображений с оценкой параметров $\Delta x, \Delta y, \alpha, \theta$ заключается в решении системы уравнений:

$$\begin{aligned}\sum_n \sum_m E_x(n, m) C_{mm} &= 0, \\ \sum_n \sum_m E_y(n, m) C_{mm} &= 0, \\ \sum_n \sum_m [nE_x(n, m) - mE_y(n, m)] C_{mm} &= 0, \\ \sum_n \sum_m [mE_x(n, m) - nE_y(n, m)] C_{mm} &= 0, \\ C_{mm} &= \frac{\Delta F(n, m) - \hat{u}E_x(n, m) - \hat{v}E_y(n, m)}{\sigma^2(n, m)},\end{aligned}$$

где

$$\begin{aligned}\Delta F(n, m) &= F_T(n, m) - F_S(n, m); \\ \hat{u} &= \Delta \hat{x} + n\Delta \hat{\alpha} + m\hat{\theta}; \\ \hat{v} &= \Delta \hat{y} + m\Delta \hat{\alpha} + n\hat{\theta}; \\ \Delta \hat{x}, \Delta \hat{y}, \hat{\theta}, \hat{\alpha} &\text{— оценки параметров.}\end{aligned}$$

Одним из достоинств данного алгоритма является сравнительная простота определения его точностных характеристик. В [9] приведены формулы для расчета верхней границы дисперсии ошибок оценивания параметров $\Delta x, \Delta y, \alpha, \theta$, полученные на основе неравенства Рао—Крамера. Проанализированы особенности алгоритма при работе с разными изображениями (реализация гауссовского случайного поля, фигура ограниченных размеров с неравномерной интенсивностью и др.) и рассмотрены способы его упрощения.

Второй алгоритм совмещения, предложенный в [12], предназначен для автоматического сопровождения объекта на сложном фоне.

Формируемое пассивным оптическим датчиком ТИ описывается моделью вида (5). С течением времени ТИ изменяется. В момент времени $t_2 (t_2 > t_1, t_2 - t_1 = T)$

$$F(\mathbf{X}; t_2) = F[\mathbf{A}(t_1, t_2)\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X}(t_1, t_2); t_1] W[\mathbf{A}(t_1, t_2)\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X}(t_1, t_2); t_1] + \\ + [1 - W[\mathbf{A}(t_1, t_2)\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X}(t_1, t_2); t_1]] B[\mathbf{A}_g(t_1, t_2)\mathbf{X} + \Delta\mathbf{X}_g(t_1, t_2); t_1],$$

где $\mathbf{A}_g(t_1, t_2), \Delta\mathbf{X}_g(t_1, t_2)$ — параметры аффинных преобразований, обусловленных перемещением датчика; $\mathbf{A}(t_1, t_2), \Delta\mathbf{X}(t_1, t_2)$ — параметры преобразований, обусловленных перемещением и датчика, и цели.

Для дискретизированных изображений

$$F[l; (k+1)T] = F[\mathbf{A}(kT)\mathbf{l} + \Delta\mathbf{X}(kT); kT] W[\mathbf{A}(kT)\mathbf{l} + \Delta\mathbf{X}(kT)] + [1 - \\ - W[\mathbf{A}(kT)\mathbf{l} + \Delta\mathbf{X}(kT)]] B[\mathbf{A}_g(kT)\mathbf{l} + \Delta\mathbf{X}_g(kT)],$$

где $\mathbf{l} = \|ij\|^T \delta$ (предполагается, что $\delta_x = \delta_y = \delta$); $k = 1, 2, \dots, M$. По известному исходному изображению $F(\mathbf{l}; 0)$, сформированному при привязке к объекту, и последующим наблюдениям $F(\mathbf{l}; kT)$ требуется получить наилучшие по критерию минимума среднеквадратической ошибки оценки величины $\mathbf{A}(kT), \Delta\mathbf{X}(kT)$ для $k = 1, 2, \dots, M$ и использовать эти оценки для управления датчиком изображения; объект должен находиться на оптической оси датчика.

Если предположить, что период T мал и анализируются только точки изображения цели ($W = 1, \partial W / \partial x = \partial W / \partial y = 0$), можно использовать линейное представление ТИ:

$$F(\mathbf{X}; t_2) = F(\mathbf{X}; t_1) + \left[\frac{\partial F(\mathbf{X}; t_1)}{\partial \mathbf{X}} \right]^T [\Delta \mathbf{A}(t_1, t_2) \mathbf{X} + \Delta \mathbf{X}(t_1, t_2)],$$

где

$$\Delta \mathbf{A}(t_1, t_2) = \mathbf{A}(t_1, t_2) - \mathbf{I}.$$

В алгоритме используется разностная функция сходства

$$K_p(\mathbf{X}; t_2) = F(\mathbf{X}; t_2) - F(\mathbf{X}; t_1) = \left[\frac{\partial F(\mathbf{X}; t_1)}{\partial \mathbf{X}} \right]^T \times \\ \times [\Delta \mathbf{A}(t_1, t_2) \mathbf{X} + \Delta \mathbf{X}(t_1, t_2)].$$

В дискретной КЭС разностную функцию $K_p[l; (k+1)T]$ можно представить в виде вектора, размерность которого равна числу элементов изображения:

$$d[(k+1)T] = K_p[X_l; (k+1)T],$$

где

$$l = 1, 2, \dots, M; \mathbf{X}_l = \|x_{lyl}\|^T.$$

Вводя обозначения:

$$\Delta \mathbf{A}(kT) = \begin{bmatrix} a_{11}(kT) & a_{12}(kT) \\ a_{21}(kT) & a_{22}(kT) \end{bmatrix},$$

$$\Delta \mathbf{X}(kT) = \|\Delta x(kT) \Delta y(kT)\|^T,$$

$$\left[\frac{\partial F(X_l; kT)}{\partial \mathbf{X}} \right]^T = \|F'_{lx} F'_{ly}\|,$$

$$\mathbf{a}(kT) = \|a_{11}(kT) a_{12}(kT) a_{21}(kT) a_{22}(kT) \dots \Delta x(kT) \Delta y(kT)\|^T = \\ = \|a_F(kT) \dots \Delta \mathbf{X}(kT)\|^T,$$

выражение для разностной функции можно переписать в векторно-матричной форме:

$$\mathbf{d}[(k+1)T] = \mathbf{G}(kT) \mathbf{a}(kT),$$

где

$$G(k, T) = \begin{bmatrix} x_1 F'_{1x} & y_1 F'_{1x} & x_1 F'_{1y} & y_1 F'_{1y} & F'_{1x} F'_{1y} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_M F'_{Mx} & y_M F'_{Mx} & x_M F'_{My} & y_M F'_{My} & F'_{Mx} F'_{My} \end{bmatrix}.$$

Матрица рассчитывается $G(kT)$ по результатам наблюдений численными методами.

Оценка вектора $\mathbf{a}(kT)$ определяется следующим образом:

$$\hat{\mathbf{a}}(kT) = \mathbf{G}^+ \mathbf{d}[(k+1)T],$$

где $+$ — символ псевдоинверсии.

В [28, 29] предлагается способ аппаратной реализации решения приведенных матричных уравнений средствами дискретно-аналоговой техники на приборах с зарядовой связью.

Рассмотренные алгоритмы совмещения изображений, основанные на вычислении разностной функции сходства, считаются перспективными при решении задач слежения за объектами в условиях затенения их посторонними предметами и задачи измерения параметров движения объекта в пространстве по результатам анализа временной последовательности изображений, полученных с помощью одного и того же датчика (обычно телевизионного) [15, 26].

Структурные алгоритмы совмещения изображений. При структурном представлении изображение рассматривается как совокупность признаков. В ходе предварительной обработки ЭИ и ТИ решаются задачи выделения признаков и составления описаний их взаимного расположения. При этом совмещение изображений сводится к совмещению описаний ТИ и ЭИ.

Наиболее информативными при описании искусственных сцен являются контуры изображений. При анализе естественных сцен этой информации может оказаться недостаточно, так как контуры естественных сцен часто изрезаны, имеют разрывы, что затрудняет их описание [38]. В этих случаях приходится использовать и признаки изображений [31, 38—40].

В простейшем случае взаимное расположение признаков устанавливается заданием координат каждого признака (характерной точки признака) [37]. Однако чаще используется синтаксическое или иерархическое описание изображений, известное из теории структурного распознавания образов [22, 36, 41, 42].

Задача совмещения описаний ТИ и ЭИ решается отдельно для каждого признака (например, корреляционным методом), после чего определяется интегральная оценка рассогласования описаний ТИ и ЭИ [37, 43]. Нечувствительность к некоторым искажениям обеспечивается учетом оценки не только сдвигов, но и масштаба, угла поворота, параметров перспективных преобразований [37, 42, 48].

Наибольший интерес представляют способы совмещения описаний ТИ и ЭИ, основанные на известных принципах распознавания образов (грамматическом разборе и т. д.). Снизить чувствительность структурных алгоритмов к искажениям можно, используя достижения теории размытых множеств [44] и теории «динамических» грамматик [30].

В [45] указывается на перспективность использования алгоритма, основанного на автоматической сегментации изображений при решении задач совмещения отличающихся изображений. Однако ни этот, ни многие другие структурные алгоритмы не позволяют решить задачу совмещения изображений в реальном масштабе времени средствами микропроцессорной техники [45, 46]. Особенно актуальна эта задача для КЭС навигации, где необходимо обрабатывать довольно большие изображения земных ландшафтов. Дополнительные трудности возникают на этапе отбора информативных признаков. Эти трудности связаны с выбором порога для принятия решения о наличии контура, а также с утоньшением полезных и отбрасыванием помеховых контуров [22]. В задачах анализа движения и слежения за объектами структурные алгоритмы оказываются более простыми в связи с меньшими размерами изображений [24, 25, 47].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бочкарев А. М. — Зарубежная радиоэлектроника, 1981, № 9.
2. Ржевкин В. А. — Зарубежная радиоэлектроника, 1981, № 10.
3. Rosenfeld A. — Pattern Recognition, 1984, v. 17, № 1.
4. Аггарвал Д. и др. — ТИИЭР, 1981, т. 69, № 5.
5. Brogan W., Nagy G. — In: Proc. 1st Workshop "Pattern Recognition in Practice", Amsterdam, 1980, 21—23/V.
6. Mostafavi H., Smith F. W. — IEEE Trans., 1978, v. AES-14, № 3.
7. Mostafavi H. — IEEE Trans., 1979, v. ASSP-27, № 2.
8. Mostafavi T. et al. — IEEE Trans., 1981, v. AES-17, № 1.
9. Axeisson S. R. — In: Proc. EUSIPCO-80, Signal Processing, 1980.
10. Wong R. Y. — IEEE Trans., 1977, v. SMC-7, № 12.
11. Boland J. S. et al. — IEEE Trans., 1979, v. AES-15, № 1.
12. Schalcoff R. J., Mc Vey E. S. — IEEE Trans., 1982, v. PAMI-4, № 1.
13. Гренадер У. Лекции по теории образов. Т. I. Синтез образов. — М.: Мир, 1979.
14. Monique P. — In: Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition, Miami Beach, 1980, v. 1.
15. Legters G. R., Yong T. Y. — IEEE Trans., 1982, v. PAMI-4, № 6.
16. McGillem C. D., Svedlov M. — IEEE Trans., 1976, v. GE-14, № 1.
17. Wong R. Y., Hall E. L. — IEEE Trans., 1978, v. C-27, № 4.
18. Wong R. Y., Hall E. L. — IEEE Trans., 1979, v. PAMI-1, № 3.
19. Sadjadi F. A. — IEEE Trans., 1982, v. PAMI-4, № 4.
20. Stubberud A. R. — In: Proc. 14 Asilomar Conf. on Circuits, Syst. and Comput, Pacific Grove, 1981.
21. Berry J. E., Yoo J. K. — In: Proc. IEEE NAECON, 1979, v. 1.

22. Murakami H., Kumar B. — IEEE Trans., 1983, v. AES-19, № 2.
23. Кейсесент Д. — ТИИЭР, 1979, т. 67, № 5.
24. Lucas D. — In: Proc. CVPR'83: IEEE Comp. Soc. Conf. Comput. Vision and Pattern Recogn. Washington, 1983.
25. Cussons S. — In: Proc. Int. Conf. Advanced Infrared Detectors and Systems. London, 1981.
26. Tsai R. Y., Huang T. S. — IEEE Trans., 1984, v. PAMI-6, № 1.
27. Burr D. J. Computer Graphics and Image processing, 1981. v. 15, № 1.
28. Inigo R. M., Mc Vey E. S. — IEEE Trans., 1981, v. PAMI-3, № 2.
29. Berger B. S., Parrish E. J. — In: Proc. 14 Southeast. Symp. on Syst. Theory, 1982.
30. Fan T. I., Fu K. S. — Computer Graphics and Image Processing, 1979, v. 11, № 2.
31. Berry J. E., Reed C. G. — In: Proc. IEEE NAECON, 1982.
32. Fitts J. M. — In: Proc. IEEE Conf. on Decision and Control, Fortland, 1979, v. 1.
33. Пат. 4133004 (США). НКИ 358/125.
34. Choate W. C., Boyd W. W. — In: Proc. IEEE NAECON, 1979, v. 1.
35. Gilbert A. L. et al. — IEEE Trans., 1980, v. PAMI-2, № 1.
36. Smith F. W. — IEEE Trans., 1984, v. PAMI-6, № 1.
37. Clark C. S. et al. — Pattern Recognition and Signal Processing, 1978, v. 1, p. 260.
38. McNary C. A. et al. — In: Proc. Soc. Photo-Opt. Instrum. Eng., 1979, v. 1.
39. Mason D. C. — Computers and Digital Techniques, 1979, v. 2, № 6.
40. Nevatia R., Price K. E. — IEEE Trans., 1982, v. PAMI-4, № 5.
41. Fu K. S. — In: Progress in Pattern Recognition, Amsterdam, 1981, v. 1.
42. Narendra P. M., Grabau J. J. — In: IEEE EASCON, 1980.
43. Close D. H., McNary C. A. — In: Proc. IEEE NAECON, 1978, v. 1.
44. Классификация и кластер / Под ред. Дж. Вэн Райзина. — М.: Мир, 1980.
45. Коулмен Г. — ТИИЭР, 1979, т. 67, № 5.
46. Mori S., Doh M. — Computer Graphics and Image Processing, 1982, v. 19, № 4.
47. You K. C., Fu K. S. — Computer Graphics and Image Processing, 1980, v. 13, № 1.
48. Gilmore J. H., Rowland P. J. — In: Proc. SOUTHEASTCON'83, 1983.