

КОРРЕЛЯЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ НАВИГАЦИИ

Бочкарев А. М.

1. КЛАССИФИКАЦИЯ КОРРЕЛЯЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ СИСТЕМ НАВИГАЦИИ. ЭТАПЫ РАЗВИТИЯ

Корреляционно-экстремальные системы навигации (КЭСН) получают все более широкое практическое применение и в настоящее время находятся в стадии бурного развития. Число разрабатываемых типов КЭСН, отличающихся как по принципу действия, так и по способам технической реализации, постоянно растет. По мнению ряда зарубежных специалистов, для определенных классов летательных аппаратов (ЛА) КЭСН в ближайшей перспективе не будут иметь каких-либо альтернатив.

С технической точки зрения КЭСН относятся к наиболее совершенным бортовым радиоэлектронным системам.

В обобщенном виде принцип действия КЭСН можно представить следующим образом. Имеющаяся на борту, предварительно полученная (эталонная) информация о характеристиках определенного физического поля Земли заданного участка местности сравнивается с текущей информацией, поступающей от бортового датчика. В результате сравнения определяется истинное местоположение объекта и выдается сигнал коррекции в «грубую» навигационную систему (обычно инерциальную — ИНС). В связи с тем что в устройстве сравнения обычно реализуются различные способы корреляционной обработки, такие системы навигации получили название корреляционно-экстремальных систем.

Наиболее часто используемые иерархические принципы классификации КЭСН затрудняют наглядное представление структуры этих

Таблица 1

Морфологическая классификация КЭСН

По типу физического поля Земли		По виду информации, снимаемой	По виду сравниваемой информации
Гравитационные Геомагнитные Гамма-излучения Инфракрасные Радиометрические	Радиолокационного контраста Лазерного контраста Оптического контраста Поля рельефа	в точке с линии с «кадра»	Точечные Линейные Двумерные Дескрипторные
По способу хранения и обработки информации	По способам реализации корреляционной обработки	По наличию ЗУ	По способу поиска экстремума
Цифровые Аналого-цифровые Аналоговые	Электромеханические Электронные Голографические Алгоритмические	С памятью Без памяти	Поисковые Беспоисковые

систем. Поэтому воспользуемся классификацией морфологического типа. Морфологическая классификация системы предполагает выделение основных признаков (свойств) и описание всевозможных вариантов реализации этих признаков. Морфологическая классификация КЭСН приведена в табл. 1.

Определяющее влияние на характеристики системы оказывает тип физического поля Земли, по которому работает КЭСН.

Наибольшее распространение получили системы, работающие по поверхностным физическим полям. Пространственно-временные сигналы в таких системах являются функциями двух пространственных координат и времени и называются изображениями. Дальнейшее изложение посвящено главным образом корреляционной обработке двумерных сигналов-изображений. Корреляционная обработка в этом случае имеет прозрачный физический смысл — совмещение изображений.

Параметры физических полей Земли не являются совершенно стабильными. Это затрудняет проблему совмещения изображений, т. е. сигналы, получаемые с помощью текущих датчиков (РЛС, ИК, лазерных и т. д.), трудно предсказуемы. Например, изображение комплекса зданий, полученное с помощью сканирующего ИК-датчика с высоким разрешением, зависит не только от внешних размеров зданий и строительных материалов (которые могут считаться известными при подготовке эталонных изображений), но и от таких неизвестных факторов, как внутренняя структура зданий, температурный режим и кондиционирование воздуха внутри зданий в течение 12 часов до получения изображения, солнечная активность, метеорологические условия (облачность, туман, дождь) и т. д. Поэтому предсказать изображение с точностью до мельчайших подробностей обычно нельзя. Однако в любом случае существуют элементы изображений, которые могут быть предсказаны с большой степенью достоверности. Таким образом, одна из наиболее важных проблем при разработке КЭСН и выборе корреляционно-экстремального алгоритма состоит в идентификации этих элементов для заданных типов полей, изображений и датчиков.

Таблица 2

Соответствие между уровнем предсказуемости изображения и используемым алгоритмом

Уровень предсказуемости изображений	Возможные корреляционные алгоритмы
1. Интенсивности изображений могут быть предсказаны точно по отношению к абсолютному уровню 2. Разности интенсивностей могут быть предсказаны по отношению к абсолютному уровню, но возможно случайное смещение 3. Могут быть оценены относительные интенсивности (т. е. элемент i ярче, чем элемент j), но масштаб предсказать трудно 4. Могут быть выделены области с различными интенсивностями, но относительные интенсивности непредсказуемы (т. е. возможно инвертирование интенсивности), могут иметь место непредсказуемые элементы, включая искажения перспективы	Разностные алгоритмы (минимум квадрата разности, минимум модуля разности) Разностные алгоритмы (нормализованные к среднему уровню) Нормализованный классический корреляционный алгоритм Алгоритм амплитудного ранжирования Алгоритмы с предварительной обработкой текущих изображений (выделение контуров или других предсказуемых признаков)

В табл. 2 приведены различные уровни предсказуемости изображений и соответствующие им корреляционные алгоритмы. Для данного уровня предсказуемости изображений подходит алгоритм того же уровня и ниже. Чем выше уровень предсказуемости, тем более детерминированным становится изображение и тем проще структура алгоритма. Применение сложных алгоритмов, предназначенных для низших уров-

Классификация корреляционных алгоритмов

Метод КЭ обработки	Подход к обработке изображений	Преимущества	Недостатки
Оптимальная остраиваемая фильтрация [23]	Изображения фильтруются для оптимизации совмещения. Оптимальные фильтры конструируются с использованием типичных изображений	Увеличенное отношение основного пика корреляционной функции к боковым. Гомогенность боковых лепестков. Возможность аналитического описания	Основан на знании серого уровня изображения. Конструирование фильтра требует оценки статистики шума
Фазовая корреляция [17]	Площадная корреляция с использованием обратного преобразования Фурье взаимного энергетического спектра фазы	Острые корреляционные пики. Эффективность реализации. Нечувствительность к узкополосному шуму	Требует предсказания серого уровня изображений. Требует широкополосного сюжета изображения
Бинарная корреляция	Изображения предварительно переводятся в бинарную форму	Эффективная цифровая реализация. Снижение чувствительности к ошибкам в предсказании серого уровня	Требует предсказания серого уровня изображений. Информативность изображений снижается из-за перехода к бинарным изображениям
Корреляция коэффициентов преобразования	Обработка с помощью алгоритма минимальной абсолютной разности коэффициентов Адамара эталонного и текущего изображений	Увеличение остроты пика. Снижение чувствительности к шумам. Разработан с предварительным процессором геометрических искажений [24]	Требует предсказания серого уровня изображений. Увеличение объема вычислений
Оптический согласованный фильтр [25]	Аналоговый согласованный фильтр с использованием когерентной обработки света	Практически мгновенная коррекция. Исключительно большой объем памяти. Параллельная обработка нескольких эталонных изображений	Основано на предсказании серого уровня. Гибкость обработки ограничена аппаратной реализацией
3-мерная корреляция	Совмещается 3-мерная модель цели и данные активного дальдомера	Предсказание серого уровня не требуется. Может учитывать всевозможные азимуты подхода. Нечувствителен к преднамеренным изменениям признаков цели	Требует датчика дальности. Значительный объем вычислений
Совмещение относительных информационных векторов (ОИВ—характеризует каждый признак на основе совокупности близлежащих признаков)	Совмещение основано на максимизации числа соответствующих ОИВ	Предсказание серого уровня не требуется. Включает трехмерные объекты. Нечувствителен к инвертированию контраста. Максимальные требования к памяти	Выделение признаков чувствительно к шуму. Аналитическое описание характеристик затруднено
Совмещение структурных моделей [21, 22]	Совмещаются структурные модели признаков (линии, сегменты, вершины, пятна и т. д.)	Предсказание серого уровня не требуется. Нечувствителен к инвертированию контраста. Минимальные требования к памяти	Выделение признаков чувствительно к шуму. Аналитическое описание характеристик затруднено

ней, к изображениям с высокой предсказуемостью не всегда оправдано. Причиной этого является то, что сложные алгоритмы нечувствительны к тем элементам изображения, которые считаются непредсказуемыми, и, таким образом, не могут использовать всей имеющейся информации изображения высокого уровня.

В табл. 3 [16] приведена классификация корреляционных алгоритмов, отмечены их преимущества и недостатки. Можно выделить несколько моментов, характеризующих развитие КЭСН.

В США в 1944 году был предложен способ определения местоположения самолетов-бомбардировщиков, совершающих многократные полеты к цели по одному и тому же маршруту [1]. Во время первого полета картина подстилающей местности, получаемая на экране бортовой РЛС, фиксировалась с помощью кинокамеры. В последующих полетах это изображение местности (оно считалось эталонным) и текущее радиолокационное проецировались на полупрозрачное зеркало. Для полета по заданному маршруту летчик должен был управлять самолетом таким образом, чтобы изображения совпадали. Система предназначалась для обеспечения навигации ночью и в сложных метеорологических условиях и, по сути дела, представляла собой первую полуавтоматическую радиолокационную систему корреляции, в которой операция сравнения выполнялась человеком.

В 50-х годах было предложено несколько вариантов автоматических КЭСН, основное различие которых заключалось в способах реализации корреляционно-экстремальной обработки в устройстве сравнения.

Например, в 1951 году предложено «Устройство для сравнения карт» на графиконе [2]. В 1955 году ВВС США подали патентную заявку на корреляционное устройство, принцип действия которого основан на том, что световой поток, пропущенный через два негативных изображения, будет иметь минимальную величину при полном совмещении этих изображений [3]. Такой принцип сравнения и ряд его вариантов (например, [4]) нашел практическое применение в некоторых КЭСН.

Первые разработки КЭСН были, очевидно, проведены фирмой Goodyear (США) в 40-х — начале 50-х годов в процессе создания систем наведения для ракет Matador и Mace [5].

На ракете Matador планировалось установить радиолокационную КЭСН. В качестве датчика текущего изображения использовалась РЛС переднего обзора с сектором $\pm 60^\circ$ по азимуту. Текущее изображение поступало на ЭЛТ и оптически проецировалось на 35-мм киноплёнку с эталонным изображением. Совмещение изображений осуществлялось автоматически с помощью механического перемещения оптических линз по двум взаимно перпендикулярным осям. Эталонное изображение получали с использованием топографических карт.

Серьезными недостатками электромеханических устройств корреляции были сложность и ненадежность. Определенный прогресс был достигнут благодаря применению ЭЛТ с запоминанием. Однако механическое перемещение линз оставалось критическим фактором.

Аналогичные проблемы возникли и при создании системы наведения крылатой ракеты Mace TM-76B. Поэтому последующие варианты ракет были оснащены инерциальными системами наведения. Таким образом, уровень техники 50-х годов не позволил воплотить в жизнь идеи корреляционной навигации.

В 1959 году специалистами фирмы Goodyear был изобретен прибор, обеспечивающий корреляционную обработку изображений полностью электронным способом [5]. Этот прибор был назван коррелятроном. Применение коррелятрона позволило снизить размеры и массу КЭСН и, главное, сократить время корреляционной обработки (до 0,25 с). Коррелятрон может работать как с радиолокационным датчиком, так и с ИК или оптическими устройствами. По заявлениям фирмы, стоимость коррелятрона при промышленном производстве составит менее 10% стоимости всей системы навигации.

По мнению зарубежных специалистов, предпосылками к созданию в конце 60-х — начале 70-х годов нового поколения КЭСН явились:

- реализация алгоритмов корреляционной обработки на ЦВМ;
- совместное использование КЭСН и ИНС (в этом случае КЭСН используются для коррекции ИНС только на определенных участках маршрута (участках коррекции)).

В настоящее время в США в стадии исследований, разработок и испытаний находится целый ряд различных КЭСН:

- магнитометрическая КЭСН MAGCOM [7];
- радиолокационная КЭСН RADAG [26]; радиолокационная КЭСН с разрешением только по дальности ROC [27]; КЭСН с упрощенным бинарным корреляционным алгоритмом с использованием РЛС БО [28];
- оптические КЭСН SMAC и OMFAC;
- радиометрические КЭСН RAC, MICRAD;
- гравитационные КЭСН;
- инфракрасные КЭСН ATIPUS [29].

2 АЛГОРИТМЫ КОРРЕЛЯЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ

2.1 Классический корреляционный алгоритм

Под классическим алгоритмом корреляционной обработки изображений понимается вычисление функции взаимной корреляции или интеграла типа свертки с последующим поиском максимума этой функции.

К недостаткам классического алгоритма следует отнести большой объем вычислений, так как вычисление функции взаимной корреляции производится при всех возможных относительных сдвигах обрабатываемых изображений. При этом если размеры изображений равны $M \times M$ и $N \times N$, то число точек, для которых вычисляется функция корреляции, равно $(N-M+1)^2$. Обычно это число является значительным.

Часто классический алгоритм используется для обработки изображений не в сигнальном пространстве, а в пространстве преобразований Фурье. В этом случае

$$R(x, y) = F^{-1} \{G(f_x, f_y) \cdot T^*(f_x, f_y)\}, \quad (1)$$

где F^{-1} — символ обратного преобразования Фурье; $G(f_x, f_y)$ и $T(f_x, f_y)$ — преобразования Фурье изображений $g(x, y)$ и $t(x, y)$; * — символ комплексной сопряженности.

В некоторых случаях корреляционная обработка в пространстве фурье-образов обеспечивает определенные преимущества. Это относится прежде всего к аналоговым системам, использующим фурье-преобразующие свойства оптики. При реализации в цифровой форме с применением алгоритмов быстрого преобразования Фурье (БПФ) обеспечивается сокращение времени вычислений в 10—20 раз [8].

Функционирование классического корреляционного алгоритма при наличии искажений в изображениях рассмотрено в работе [9]. Различия между эталонным $g(x)$ и текущим $t(x)$ изображениями (где $x = (x_1, x_2)$ — двумерная переменная) моделировались с учетом следующих факторов: 1) аддитивного шума $N(x)$, 2) геометрических искажений, которые были представлены аффинными преобразованиями координат изображений

$$t(x) = t(Ax + t_0),$$

где

$$A = \alpha \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

— матрица относительного сдвига изображений на угол θ , α — коэффициент изменения масштаба.

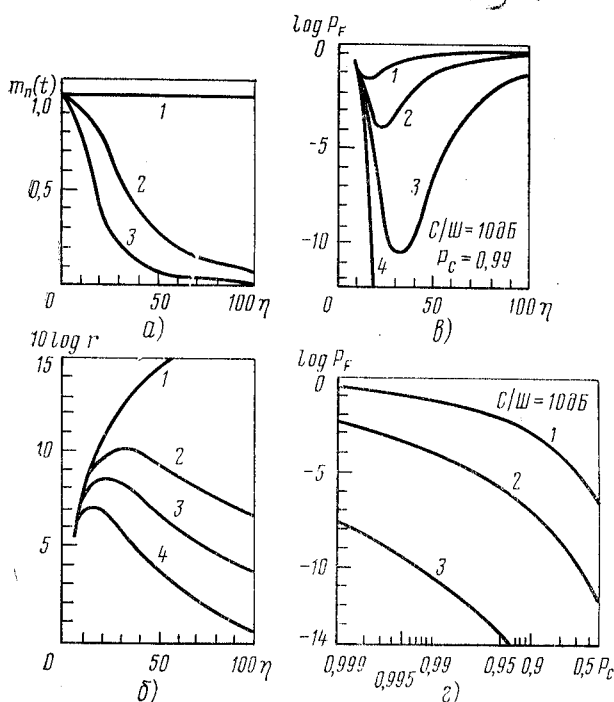


Рис. 1. Зависимости при различных искажениях:

a — среднего значения пика корреляционной функции от нормализованной ширины изображения; 1 — $d=0$ ($\theta=0^\circ$), 2 — $d=0,087$ ($\theta=5^\circ$), 3 — $d=0,174$ ($\theta=10^\circ$);
б — отношения среднего пикового значения к среднеквадратическому отклонению корреляционной функции в области боковых лепестков от размера изображения; 1 — $d=0$ ($\theta=0^\circ$), 2 — $d=0,087$ ($\theta=5^\circ$), 3 — $d=0,122$ ($\theta=7^\circ$), 4 — $d=0,174$ ($\theta=10^\circ$);
в — вероятности ложной привязки от размера изображения; 1 — $d=0,174$ ($\theta=10^\circ$), 2 — $d=0,122$ ($\theta=7^\circ$), 3 — $d=0,087$ ($\theta=5^\circ$), 4 — $d=0$ ($\theta=0^\circ$);
г — вероятности ложной привязки от вероятности верной привязки; 1 — $d=0,174$ ($\theta=10^\circ$), 2 — $d=0,122$ ($\theta=7^\circ$), 3 — $d=0,087$ ($\theta=5^\circ$).

В работе показано, что среднее значение основного пика корреляционной функции, нормализованное к средней величине пика при отсутствии искажений, зависит только от интенсивности искажений и при малых θ и $|1-\alpha|$ имеет вид

$$d \approx \sqrt{(1-\alpha)^2 + \theta^2}.$$

Зависимость нормализованного среднего значения пика корреляционной функции от нормализованной ширины изображения η при различных искажениях представлена на рис. 1, *a*. Под нормализованной шириной изображения понимается отношение ширины эталонного изображения к ширине корреляционной функции. Качество корреляционного алгоритма может быть охарактеризовано с помощью отношения среднего пикового значения к среднему квадратическому отклонению корреляционной функции в области боковых лепестков

$$r = E[C(t_0)] / \sqrt{\sigma^2[C(t)]}.$$

Зависимость r от η приведена на рис. 1, *б*. Зависимости вероятности ложной привязки P_F от размера изображения и от вероятности верной привязки P_C показаны на рис. 1, *в*, *г*. Под верной привязкой понимается совмещение изображений с минимальной средней квадратической ошибкой. Под вероятностью ложной привязки понимается вероятность принятия неосновного лепестка корреляционной функции за основной.

Анализ графических зависимостей позволяет сделать вывод, что при наличии геометрических искажений существует оптимальный размер изображения, позволяющий минимизировать вероятность ложной

привязки. Оптимальный размер изображения пропорционален ширине его автокорреляционной функции и уменьшается с увеличением геометрических искажений. В общем случае минимизация вероятности ложной привязки должна производиться с помощью выбора не только размера, но также формы и ориентации эталонного изображения. В рассмотренном случае предполагалось, что автокорреляционная функция изображений имела круговую симметрию, поэтому оптимальный эталон имеет форму квадрата.

2.2 Разностные корреляционные алгоритмы

Разностные корреляционные алгоритмы основаны на поэлементном вычислении разностей интенсивности изображения. С точки зрения вычислительных затрат разностные алгоритмы имеют преимущество перед классическим алгоритмом, так как в них отсутствует операция умножения. Общее выражение для разностных алгоритмов имеет вид

$$R(m, n) = \sum_i \sum_j |g(i, j) - t(i - m, j - n)|^p, \quad (2)$$

где $p=0, 1, 2, \dots$

На практике чаще всего используются следующие алгоритмы этого класса [10]:

$$M(m, n) = \sum_i \sum_j |g(i, j) - t(i - m, j - n)|, \quad (3)$$

$$E(m, n) = \left\{ \sum_i \sum_j [g(i, j) - t(i - m, j - n)]^2 \right\}^{1/2}, \quad (4)$$

$$S(m, n) = \max_{i, j} |g(i, j) - t(i - m, j - n)|. \quad (5)$$

Меры сходства изображений (3)–(5) равны нулю при полном совмещении и имеют большие значения при неточном совмещении изображений. Однако реакция этих алгоритмов на различные типы ошибок неодинакова. Например, если $g(i, j) = t(i, j)$, за исключением нескольких точек, в которых $|g(i, j) - t(i, j)|$ велико, то $S(m, n)$ будет большим, а $M(m, n)$ и $E(m, n)$ — пренебрежимо малыми. С другой стороны, если $|g(i, j) - t(i, j)|$ во всех точках мало, но не равно нулю, то алгоритм (5) даст незначительное рассогласование Δ , а алгоритмы (3) и (4) — большие рассогласования $\Delta|T|$ и $\Delta^2|T|$ соответственно, где $|T|$ — площадь эталона.

Рассмотрим подробнее алгоритм (4). Для удобства анализа рассмотрим не $E(m, n)$, а $E^2(m, n)$. Тогда (4) можно записать

$$E^2(m, n) = \sum_i \sum_j [g^2(i, j) - 2g(i, j)t(i - m, j - n) + t^2(i - m, j - n)]. \quad (6)$$

Последний член выражения (6) остается постоянным при всех m и n . Первый член характеризует энергию части текущего изображения, на которую наложен эталон. При перемещении эталона эта величина в общем случае может изменяться. Однако для ряда реальных изображений эти изменения пренебрежимо малы. Следовательно, величина, равная $E^2(m, n)$, определяется выражением

$$R(m, n) = -E^2(m, n) = K \sum_i \sum_j g(i, j)t(i - m, j - n),$$

которое известно в качестве классического корреляционного алгоритма.

К классу разностных корреляционных алгоритмов относится также

алгоритм последовательного определения сходства изображений (ПОСИ) [11]. Этот алгоритм разработан с целью дальнейшего сокращения объема вычислений. В обычных разностных алгоритмах мера сходства изображений вычисляется при всех возможных положениях текущего изображения относительно эталона. Однако очевидно, что точные вычисления имеет смысл производить только для небольшого числа точек вблизи максимума корреляционной функции. Алгоритм ПОСИ имеет вид

$$I(m, n) = \min_{m, n} \left\{ \sum_i \sum_j |g(i, j) - t(i - m, j - n)| \right\}. \quad (7)$$

Таким образом, в качестве положения совмещения выбирается положение с наименьшей суммарной ошибкой. При этом задается пороговое значение суммарной ошибки T , при превышении которого вычисления прекращаются и устанавливается новое относительное положение изображений. Очевидно, что выбор величины порога имеет большое значение для эффективности алгоритма. В работе [11] показано, что наилучшие результаты получаются, если порог имеет вид монотонно растущей кривой.

Алгоритм ПОСИ значительно сокращает объем вычислений. Результаты сравнения объема вычислений при классическом корреляционном методе, вычислении корреляционной функции с помощью

Таблица 4

Сравнение объема вычислений при использовании различных алгоритмов

Количество элементов разложения изображений		Классический корреляционный алгоритм	БПФ	ПОСИ
L	M	$4,5M^2(L-M+1)^2$	$200L^2 \log_2 L$	$4[1+10(M/32)^{1/2}] \times (L-M+1)^2$
128	32	$4,4 \cdot 10^7$	$2,25 \cdot 10^7$	$4,2 \cdot 10^6$
256	32	$2,57 \cdot 10^8$	$1 \cdot 10^8$	$2,2 \cdot 10^6$
512	32	$1,1 \cdot 10^9$	$4,6 \cdot 10^8$	$1,05 \cdot 10^7$
1024	32	$4,5 \cdot 10^9$	$2 \cdot 10^9$	$4,35 \cdot 10^7$
2048	32	$1,85 \cdot 10^{10}$	$8,8 \cdot 10^9$	$1,75 \cdot 10^8$
128	64	$8,15 \cdot 10^7$	$2,25 \cdot 10^7$	$2,5 \cdot 10^6$
256	64	$6,9 \cdot 10^8$	$1 \cdot 10^8$	$2,2 \cdot 10^6$
512	64	$3,7 \cdot 10^9$	$4,6 \cdot 10^8$	$1,2 \cdot 10^7$
1024	64	$1,7 \cdot 10^{10}$	$2 \cdot 10^9$	$5,5 \cdot 10^7$
2048	64	$7,4 \cdot 10^{10}$	$8,8 \cdot 10^9$	$2,4 \cdot 10^8$
256	128	$1,15 \cdot 10^9$	$1 \cdot 10^8$	$1,37 \cdot 10^6$
512	128	$1,1 \cdot 10^{10}$	$4,6 \cdot 10^8$	$1,25 \cdot 10^7$
1024	128	$5,8 \cdot 10^{10}$	$2 \cdot 10^9$	$6,7 \cdot 10^7$
2048	128	$2,5 \cdot 10^{11}$	$8,8 \cdot 10^9$	$2,9 \cdot 10^8$
512	256	$2 \cdot 10^{10}$	$4,6 \cdot 10^8$	$7,5 \cdot 10^6$
1024	256	$1,8 \cdot 10^{11}$	$2 \cdot 10^9$	$7 \cdot 10^7$
2048	256	$1 \cdot 10^{12}$	$8,8 \cdot 10^9$	$3,7 \cdot 10^8$
1024	512	$2,7 \cdot 10^{11}$	$2 \cdot 10^9$	$4,1 \cdot 10^7$
2048	512	$2,6 \cdot 10^{12}$	$8,8 \cdot 10^9$	$4 \cdot 10^8$
2048	1024	$4,5 \cdot 10^{12}$	$8,8 \cdot 10^9$	$5,7 \cdot 10^8$

быстрого преобразования Фурье и алгоритма ПОСИ приведены в табл. 4. Объем вычислений для каждого алгоритма пересчитан в эквивалентное число операций сложения. Из таблицы видно, что алгоритм ПОСИ снижает объем вычислений в 10—50 раз [11].

2.3 Корреляционно-экстремальная обработка с помощью парных функций

С помощью метода парных функций может быть получено несколько корреляционно-экстремальных алгоритмов [12].

Использование парных функций предполагает обработку изображений в цифровой форме с количеством уровней квантования два и более. Сравнение изображений производится последовательно по элементам. Если каждый элемент первого изображения (при относительном сдвиге изображений, определяемом координатами (u, v)), имеет уровень квантования i , а каждый элемент второго изображения имеет уровень j , то парная функция $F_{ij}(u, v)$, $0 \leq i, j \leq 2^n - 1$, увеличивается на единицу. Здесь 2^n — количество уровней квантования. Следовательно, функция $F_{ij}(u, v)$ при $i=j$ равна количеству элементов, уровни интенсивности которых совпадают, а при $i \neq j$ — количеству элементов, интенсивности которых не совпадают. Если изображения с размером $N \times N$ идентичны, то

$$\sum_{j=0}^{2^n-1} \sum_{i=0}^{2^n-1} F_{ij}(u, v) = \begin{cases} N^2(u, v) & \text{при } i = j, \\ 0, & \text{при } i \neq j. \end{cases}$$

При обработке бинарных изображений возможны четыре типа парных функций, которые составляют матрицу

$$\begin{bmatrix} F_{00}(u, v) & F_{01}(u, v) \\ F_{10}(u, v) & F_{11}(u, v) \end{bmatrix},$$

Если изображения идентичны, то ненулевыми являются только функции, лежащие на главной диагонали матрицы.

В качестве примера приведем четыре корреляционно-экстремальных алгоритма, построенных с использованием парных функций.

$$R_s(u, v) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{2^n-1} F_{ii}, \quad (8)$$

$$R_p(u, v) = \prod_{i=0}^{2^n-1} \left[\frac{F_{ii}(u, v)}{\sum_{j=0}^{2^n-1} F_{ij}(u, v)} \right], \quad (9)$$

$$R_{wp}(u, v) = \prod_{i=0}^{2^n-1} T_i, \quad (10)$$

$$R_{cs} = \frac{\sum_{i=0}^{2^n-1} \sum_{j=0}^{2^n-1} (i \cdot j) F_{ij}(u, v)}{\left\{ \sum_{i=0}^{2^n-1} i^2 \left[\sum_{j=0}^{2^n-1} F_{ij}(u, v) \right] \sum_{j=0}^{2^n-1} j^2 \left[\sum_{i=0}^{2^n-1} F_{ij}(u, v) \right] \right\}^{1/2}}. \quad (11)$$

Алгоритм (9) представляет собой произведение отношений количества совпавших по интенсивности элементов к числу возможных совпадений всех типов. Отметим, что число парных функций увеличивается, как квадрат числа уровней квантования. Следовательно, необходимо стремиться к снижению числа уровней квантования. Бинарные изображения, как было показано, описываются с помощью четырех парных функций, и алгоритм (9) приобретает вид

$$R(u, v) = (E_{00}/F_{00} + F_{01}) (F_{11}/F_{11} + F_{10}).$$

Алгоритм (10) представляет собой взвешенное произведение и зависит от количества уровней квантования и взвешенной оценки совпадений и несовпадений уровней интенсивности. Например, при двух и четырех уровнях квантования можно записать

$$T_0 = F_{00}/(R_0 + F_{01}),$$

$$T_1 = F_{11}/(R_1 + F_{10})$$

и

$$T_0 = (2F_{00} + F_{01})/(2R_0 + F_{02} + 2F_{03}),$$

$$T_1 = (2F_{11} + F_{10} + F_{12})/(2R_1 + F_{13}),$$

$$T_2 = (2F_{22} + F_{21} + F_{23})/(2R_2 + F_{20}),$$

$$T_3 = (2F_{33} + F_{32})/(2R_3 + F_{31} + 2F_{30}),$$

где $R_i = \sum_{j=0}^{2^n-1} F_{ij}$. При этом несовпадение на один уровень квантования считается несущественным.

Алгоритм (11) является аналогом классического нормализованного корреляционного алгоритма.

2.4. Корреляционно-экстремальная обработка с использованием инвариантных моментов

Выделение неизменных признаков изображений является важным направлением в теории распознавания образов. Оно позволяет идентифицировать объект на изображении независимо от его положения, размеров и ориентации. Математической основой выделения неизменных (инвариантных) признаков является теория алгебраических инвариантов. Эта теория исследует класс алгебраических функций, не изменяющихся при определенных преобразованиях координат. Применение инвариантных моментов к распознаванию двумерных изображений впервые описано в [13].

Метод получил широкое распространение и использовался, в частности, для автоматического распознавания кораблей по фотографиям распознавания самолетов в оптическом и радиолокационном диапазонах. Описание применения инвариантных моментов в КЭСН можно найти в работах [14, 15].

Сущность метода заключается в следующем. Моментами $(p+q)$ -го порядка двумерной функции являются выражения вида

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xy^q f(x, y) dx dy,$$

где $p, q=0, 1, 2, \dots$

Теорема единственности гласит, что если $f(x, y)$ — кусочно-непрерывная функция, имеющая ненулевые значения только на ограниченной части плоскости $X-Y$, то моменты всех порядков существуют и последовательность моментов m_{pq} однозначно определяется функцией $f(x, y)$, и, наоборот, m_{pq} однозначно определяет $f(x, y)$.

Центральные моменты имеют вид

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy, \quad (12)$$

где $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$, $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$.

При обработке изображений в цифровом виде (12) можно записать

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y).$$

Центральные моменты порядка 3 и ниже имеют вид

$$\mu_{00} = m_{00}, \quad \mu_{11} = m_{11} - \bar{y}m_{10};$$

$$\begin{aligned}
\mu_{10} &= 0, & \mu_{30} &= m_{30} - 3\bar{x}m_{20} + 2m_{10}x^2, \\
\mu_{01} &= 0, & \mu_{12} &= m_{12} - 2\bar{y}m_{11} - \bar{x}m_{02} + 2\bar{y}^2m_{10}, \\
\mu_{20} &= m_{20} - \bar{x}m_{10}, & \mu_{21} &= m_{21} - 2\bar{x}m_{11} - \bar{y}m_{20} + 2\bar{x}^2m_{01}, \\
\mu_{02} &= m_{02} - \bar{y}m_{01}, & \mu_{03} &= m_{03} - 3\bar{y}m_{02} + 2\bar{y}^2m_{01}.
\end{aligned}$$

Нормализованные центральные моменты определяются следующим образом:

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^p,$$

где $y = (p + q)/2$, $p + q = 2, 3, \dots$

Из моментов второго и третьего порядков может быть получена система, состоящая из семи инвариантных моментов [14]:

$$\begin{aligned}
\Phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02}, \\
\Phi_2 &= (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2, \\
\Phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} + \eta_{03})^2, \\
\Phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2, \\
\Phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{02})^2] + \\
&\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2], \\
\Phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}), \\
\Phi_7 &= [(3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03}) \times \\
&\quad \times (\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2].
\end{aligned}$$

Эта система моментов инвариантна к сдвигу, вращению и изменению масштаба изображений. Анализ, подтверждаемый экспериментальными данными, показывает, что приемлемые результаты получаются при вращении до 45° и изменении масштаба до двух раз [15].

При эксперименте [14] в целях дальнейшего снижения объема вычислений использовался метод последовательного иерархического поиска.

Вычисление корреляционной функции производилось по формуле

$$R(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^7 M_i N_i(x, y)}{\left[\sum_{i=1}^7 M_i^2 \sum_{i=1}^7 N_i^2(x, y) \right]^{1/2}},$$

где M_i — i -й момент первого изображения; $N_i(x, y)$ — i -й момент подобласти второго (большого) изображения в положении (x, y) .

Вероятность привязки P_d определялась по формуле

$$P_d = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{R_T}^{\infty} \exp\{-[R(x, y) - R(x^*, y^*)]/2\sigma^2\} dR(x, y),$$

где $R(x^*, y^*)$ — наибольшая величина КФ; R_T — величина порога; σ^2 — дисперсия плотности распределения $R(x, y)$.

Вероятность ложной привязки P_f равна

$$P_f = \frac{1}{\sqrt{2\pi}R_b} \int_0^{R_T} \exp\{-[R(x, y) - R_b]^2/2R_b^2\} dR(x, y),$$

где R_b — среднее значение КФ для всех точек.

На рис. 2 показаны экспериментально полученные зависимости вероятностей верной и ложной привязки от величины порога (рис. 2, а)

разрешения, то элемент с наименьшей интенсивностью получает ранг, состоящий из n нулей, а элемент с наибольшей интенсивностью получает ранг, состоящий из n единиц. Остальным элементам присваивается ранг, представляющий собой номер элемента в упорядоченном списке в двоичной форме.

После упорядочения по интенсивности список элементов разбивается на две равные группы. Элементом первой группы (с большей интенсивностью) присваиваются единицы, а элементам второй группы — нули. Если число элементов нечетно, то среднему элементу в списке присваивается индекс X . Процедура повторяется для каждой группы элементов. Элементы, получившие индекс X , сохраняют его до завершения всей процедуры. Процедура заканчивается, когда в каждой группе остается лишь один элемент.

Затем формируются корреляционные матрицы. Первая корреляционная матрица C_1 формируется путем отображения первых знаков двоичных рангов на исходное изображение. Аналогичным образом формируется N корреляционных матриц:

$$C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & X \end{bmatrix}, \quad C_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & X \end{bmatrix}, \quad C_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & X \end{bmatrix}.$$

Корреляционный процесс начинается с обработки первой корреляционной матрицы C_1 и большого изображения L по следующему алгоритму:

$$\Phi_1(x, y) = \sum_{C_1(i, j)=1}^{i, j} L_{x+i, y+j} - \sum_{C_1(i, j)=0}^{i, j} L_{x+i, y+j}.$$

Таким образом, для каждого положения C_1 на большом изображении сумма элементов в точках, соответствующих нулям в C_1 , вычитается из сумм элементов, соответствующих единицам в C_1 . Элементы, соответствующие индексам X , не учитываются. $\Phi_1(x, y)$ является первичной корреляционной поверхностью и характеризует совмещение большого изображения и малого изображения, в котором сохранены только наиболее информативные признаки.

На этом этапе обработки точки, в которых значение $\Phi_1(x, y)$ невелико, отбрасываются. Для этого устанавливается определенный порог. Вторичная корреляционная поверхность $\Phi_2(x, y)$, которая является уточнением первичной поверхности, вычисляется по формуле

$$\Phi_2(x, y) = \Phi_1(x, y) + \frac{1}{2} \left\{ \sum_{C_2(i, j)=1}^{i, j} L_{x+i, y+j} - \sum_{C_2(i, j)=0}^{i, j} L_{x+i, y+j} \right\}.$$

Вычисления производятся только для элементов, значения которых превышают установленный порог. Описанная процедура производится для всех корреляционных матриц и в общем виде может быть представлена формулой

$$\Phi_n(x, y) = \Phi_{n-1}(x, y) + \frac{1}{2^{n-1}} \left\{ \sum_{C_n(i, j)=1}^{i, j} L_{x+i, y+j} - \sum_{C_n(i, j)=0}^{i, j} L_{x+i, y+j} \right\}.$$

После вычисления последней поверхности определяется точка с максимальным значением $\Phi_N(x, y)$, которая и является точкой совмещения изображений.

Объем вычислений для алгоритма амплитудного ранжирования (характеризуемый количеством операций сложения) равен

$$A = B(M - m)(K - k)mk,$$

разрешения, то элемент с наименьшей интенсивностью получает ранг, состоящий из n нулей, а элемент с наибольшей интенсивностью получает ранг, состоящий из n единиц. Остальным элементам присваивается ранг, представляющий собой номер элемента в упорядоченном списке в двоичной форме.

После упорядочения по интенсивности список элементов разбивается на две равные группы. Элементам первой группы (с большей интенсивностью) присваиваются единицы, а элементам второй группы — нули. Если число элементов нечетно, то среднему элементу в списке присваивается индекс X . Процедура повторяется для каждой группы элементов. Элементы, получившие индекс X , сохраняют его до завершения всей процедуры. Процедура заканчивается, когда в каждой группе остается лишь один элемент.

Затем формируются корреляционные матрицы. Первая корреляционная матрица C_1 формируется путем отображения первых знаков двоичных рангов на исходное изображение. Аналогичным образом формируется N корреляционных матриц:

$$C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & X \end{bmatrix}, \quad C_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & X \end{bmatrix}, \quad C_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & X \end{bmatrix}.$$

Корреляционный процесс начинается с обработки первой корреляционной матрицы C_1 и большого изображения L по следующему алгоритму:

$$\Phi_1(x, y) = \sum_{C_1(i, j)=1}^{i, j} L_{x+i, y+j} - \sum_{C_1(i, j)=0}^{i, j} L_{x+i, y+j}.$$

Таким образом, для каждого положения C_1 на большом изображении сумма элементов в точках, соответствующих нулям в C_1 , вычитается из сумм элементов, соответствующих единицам в C_1 . Элементы, соответствующие индексам X , не учитываются. $\Phi_1(x, y)$ является первичной корреляционной поверхностью и характеризует совмещение большого изображения и малого изображения, в котором сохранены только наиболее информативные признаки.

На этом этапе обработки точки, в которых значение $\Phi_1(x, y)$ невелико, отбрасываются. Для этого устанавливается определенный порог. Вторичная корреляционная поверхность $\Phi_2(x, y)$, которая является уточнением первичной поверхности, вычисляется по формуле

$$\Phi_2(x, y) = \Phi_1(x, y) + \frac{1}{2} \left\{ \sum_{C_2(i, j)=1}^{i, j} L_{x+i, y+j} - \sum_{C_2(i, j)=0}^{i, j} L_{x+i, y+j} \right\}.$$

Вычисления производятся только для элементов, значения которых превышают установленный порог. Описанная процедура производится для всех корреляционных матриц и в общем виде может быть представлена формулой

$$\Phi_n(x, y) = \Phi_{n-1}(x, y) + \frac{1}{2^{n-1}} \left\{ \sum_{C_n(i, j)=1}^{i, j} L_{x+i, y+j} - \sum_{C_n(i, j)=0}^{i, j} L_{x+i, y+j} \right\}.$$

После вычисления последней поверхности определяется точка с максимальным значением $\Phi_N(x, y)$, которая и является точкой совмещения изображений.

Объем вычислений для алгоритма амплитудного ранжирования (характеризуемый количеством операций сложения) равен

$$A = B(M - m)(K - k)mk,$$

где B — коэффициент ($1 < B < 2$); M, K — размеры большого изображения; m, k — размеры малого изображения.

Алгоритм амплитудного ранжирования является аналогом классического корреляционного алгоритма. Характеристики точности и вероятности привязки этих алгоритмов практически совпадают.

2.6 Корреляционная обработка с использованием сумм градиентных векторов

Рассмотренные выше алгоритмы разрабатывались в основном для корреляционной обработки изображений, имеющих плоскопараллельный сдвиг. Как правило, эти алгоритмы весьма чувствительны к вращению изображений, причем с увеличением угла поворота качество работы таких алгоритмов резко ухудшается. Однако для ряда применений необходимы алгоритмы, инвариантные к вращению в значительном диапазоне углов.

Один из таких алгоритмов описан ниже [17]. На первом этапе этого алгоритма вычисляются градиенты серого уровня обоих изображений. На втором этапе из градиентных векторов, попадающих в дискретные интервалы углов, для каждого изображения формируется гистограмма сумм градиентных векторов. Затем эти функции обрабатываются с помощью классического корреляционного алгоритма либо с использованием алгоритма фазовой корреляции.

Алгоритм основан на том, что если одно из изображений повернется на определенный угол, то градиентный вектор, вычисленный для соответствующих элементов обоих изображений, будет повернут на тот же угол. Уровни интенсивности соответствующих элементов двух изображений равны

$$G(r, \theta) = H(r', \theta').$$

Если второе изображение повернуто на угол φ относительно общей системы координат, то

$$r' = r, \quad \theta' = \theta + \varphi.$$

Градиенты в соответствующих элементах в этом случае имеют равную величину r и сдвинуты относительно друг друга на угол φ :

$$H(r, \theta) = G(r, \theta') e^{i\varphi}.$$

Поскольку это условие справедливо для каждой пары элементов, то оно справедливо и для средних значений. Например, если средние значения градиентов изображений

$$\nabla G_{AVE} = \frac{\int_{\theta=0}^{2\pi} \int_{r=0}^{r_0} \nabla G(r, \theta) dr d\theta}{\pi r_0^2},$$

$$\nabla H_{AVE} = \frac{\int_{\theta=0}^{2\pi} \int_{r=0}^{r_0} \nabla H(r, \theta) dr d\theta}{\pi r_0^2},$$

где изображения определены на расстоянии r_0 от начала координат, то поскольку для всех r и θ

$$H(r, \theta) = G(r, \theta - \varphi) \cdot e^{i\varphi},$$

имеем

$$H_{AVE} = G_{AVE} \cdot e^{i\varphi}.$$

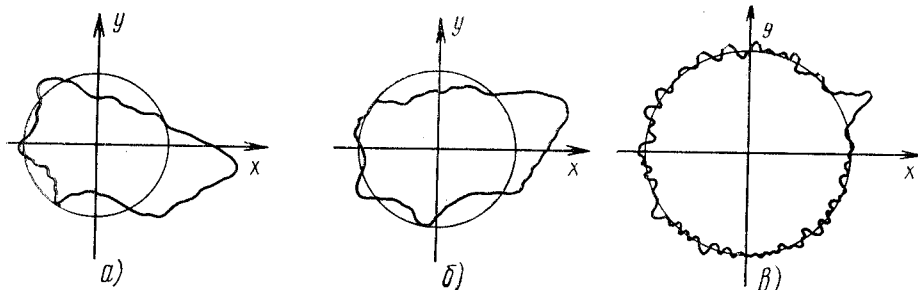


Рис. 3. Полярные гистограммы сумм градиентных векторов двух изображений (а, б) и результирующая гистограмма (в)

Следовательно, вычислив средние значения градиентов двух изображений G_{AVE} и H_{AVE}

$$G_{AVE} = U_1 \cdot e^{i\alpha_1}, \quad H_{AVE} = U_2 \cdot e^{i\alpha_2},$$

можно легко найти угол относительного сдвига этих изображений, равный

$$\varphi = \alpha_1 - \alpha_2.$$

Недостатком рассмотренного подхода является то, что величины среднего градиента обычно очень близки к нулю, а это делает метод критичным по отношению к ошибкам, вносимым изменениями низких пространственных частот. В оптических системах, например, такие ошибки возникают из-за изменений освещенности (изменения облачного покрова, изменения положения солнца и т. д.) или неравномерного проявления пленки. Поэтому альтернативой может быть векторная функция вида

$$S\tau = \int_{\theta=0}^{2\pi} \int_A \nabla G \delta(\theta - \tau) dA d\theta, \quad (1)$$

где A — площадь изображения.

Векторная функция $S(\tau)$ определена на интервале $0 \leq \tau < 2\pi$ и может рассматриваться как сумма всех градиентных векторов изображения, имеющих угол τ .

При обработке цифровых изображений градиент может быть аппроксимирован конечными разностями

$$\nabla G(x_m, y_n) \equiv \frac{\partial G}{\partial x_m} \hat{i} + \frac{\partial G}{\partial y_n} \hat{j},$$

где

$$\frac{\partial G}{\partial x_m} = G_{m+2} + 2G_{m+2, n+1} + G_{m+2, n+2} - G_{m, n} - 2G_{m, n+1} - G_{m, n+2},$$

$$\frac{\partial G}{\partial y_n} = G_{m, n+2} + 2G_{m+1, n+2} + G_{m+2, n+2} - G_{m, n} - 2G_{m+1, n} - G_{m+2, n}.$$

Полярные гистограммы сумм градиентных векторов двух изображений, использовавшихся в эксперименте [17], представлены на рис. 3, а, б. Исходные изображения были повернуты относительно друг друга на угол 27° . Результирующая гистограмма (рис. 3, в) также имеет основной пик при угле 27° .

2.7 Двухуровневые корреляционные алгоритмы

Частным случаем иерархической КЭО являются двухуровневые алгоритмы. Рассмотрим два алгоритма этого класса.

1. На начальной стадии первого алгоритма [18] производится КЭО текущего изображения и части эталона с характерным сюжетом (наиболее информативными признаками). Эта обработка производится при всех возможных относительных сдвигах изображений. На втором этапе используется полное эталонное изображение, но сравнение производится только в точках с наибольшей корреляцией, которые были выбраны на первом этапе. Идея такого подхода не нова, впервые она была использована для распознавания буквенно-цифровых знаков [19].

Объем вычислений J при использовании этого алгоритма можно оценить следующим образом:

$$J = A + P_T \cdot B, \quad (14)$$

где A — объем вычислений на первом этапе алгоритма; P_T — вероятность превышения порога на первом этапе (т. е. вероятность нахождения точки, которая будет обрабатываться на втором этапе); B — объем вычислений при использовании полного эталона на втором этапе алгоритма.

В общем случае чем большая часть эталона используется на первом этапе, тем больше становится объем вычислений, но при этом снижается вероятность P_T . Следовательно, встает задача оптимизации размеров части эталона, используемой на первой стадии алгоритма, с целью минимизации общего объема вычислений.

Пусть $\{t_1, \dots, t_m\}$ — величина серого уровня n элементов эталона, $\{g_1, \dots, g_n\}$ — величина серого уровня произвольно выбранной части текущего изображения. В качестве меры сходства изображений выберем

$$\sum_{i=1}^n |g_i - t_i|.$$

При этом объем вычислений прямо пропорционален размеру эталона. Примем также, что серый уровень фона имеет нормальное распределение и модули разностей интенсивностей обоих изображений независимы.

Рассмотрим случай бинарных изображений. Пусть U и Z — множества элементов эталона с интенсивностью соответственно 1 и 0. Пусть также $N_U(0)$ — количество элементов текущего изображения, соответствующих U и равных 0; $N_Z(1)$ — количество элементов текущего изображения, соответствующих Z и равных единице. Тогда рассогласование между изображениями имеет вид

$$\sum_{i=1}^n |g_i - t_i| = N_U(0) + N_Z(1).$$

Разделив обе части этого выражения на число элементов эталона, перенесем интервал изменения рассогласования из $[0, n]$ в $[0, 1]$:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |q_i - t_i| = \frac{1}{n} [N_U(0) + N_Z(1)]. \quad (15)$$

Пусть q — часть элементов эталона с интенсивностью 1, а n — общее число элементов эталона. Тогда число элементов в U равно qn , а в Z — $(1-q)n$.

Найдем распределение меры рассогласования для случая, когда эталон сравнивается с фоном текущего изображения. Элементы разрешения фона имеют интенсивности 1 и 0 с независимыми вероятностями p и $1-p$ соответственно.

Событие, заключающееся в том, что h из k точек фона будут иметь интенсивность 1, имеет биномиальное распределение со средним kp и среднеквадратическим отклонением $\sqrt{kp(1-p)}$. Известно, что при изображениях больших размеров биномиальное распределение может

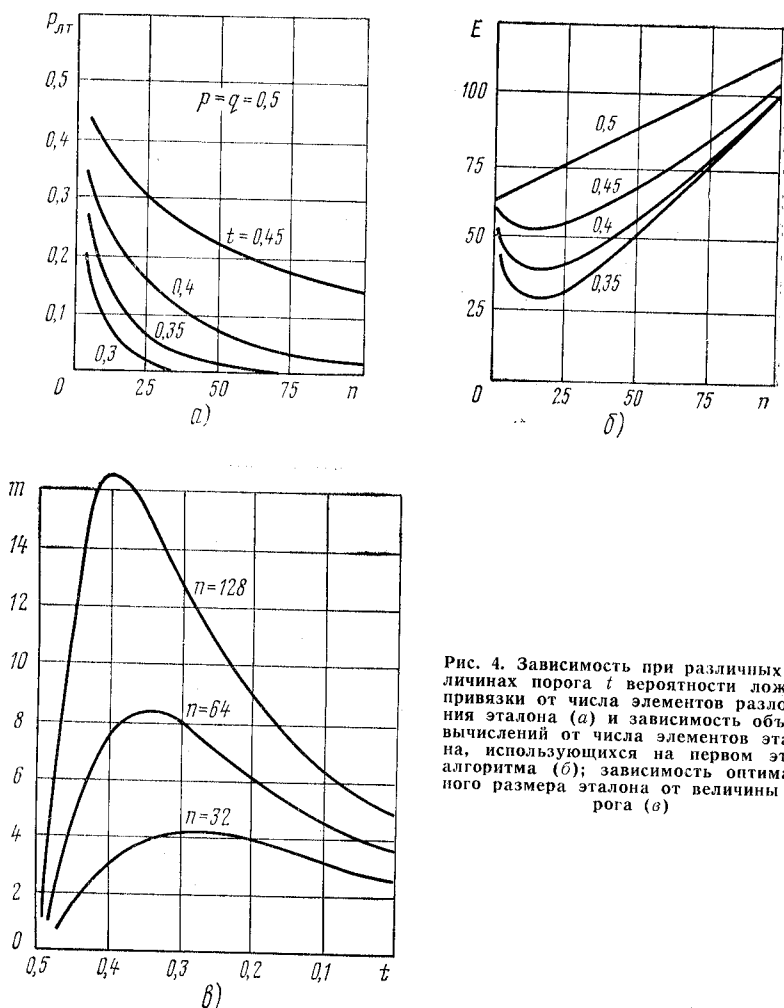


Рис. 4. Зависимость при различных величинах порога t вероятности ложной привязки от числа элементов разложения эталона (а) и зависимость объема вычислений от числа элементов эталона, используемых на первом этапе алгоритма (б); зависимость оптимального размера эталона от величины порога (в)

быть аппроксимировано нормальным. Учтем это положение при определении распределения меры сходства (15). Случайная величина $N_U(0)$ имеет нормальное распределение со средним значением $qn(1-p)$ и среднеквадратическим отклонением $\sqrt{qnp(1-p)}$. Запишем это:

$$N[qn(1-p), \sqrt{qnp(1-p)}]. \quad (16)$$

Аналогично $N_Z(1)$ имеет нормальное распределение с параметрами

$$N[np(1-q), \sqrt{(1-q)np(1-p)}]. \quad (17)$$

Если две случайные переменные X и Y имеют распределения $N[\mu_x, \sigma_x]$ и $N[\mu_y, \sigma_y]$, то $(X+Y)/k$ имеет распределение (15). С учетом (16) и (17) можно записать

$$N\left[p - 2pq + q, \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}\right]. \quad (18)$$

Объект считается опознанным, если величина рассогласования изображений d не превышает порог t . При сравнении эталона с фоном текущего изображения такое событие будет ложной привязкой. Учитывая (18), оно происходит с вероятностью

$$P_{\text{лт}}(d \leq t) = \Phi\left(\frac{t - (p - 2pq + q)}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{n}}}\right) = \Phi(C_0 \sqrt{n}), \quad (19)$$

где

$$C_0 = \frac{t - (p - 2pq + q)}{\sqrt{p(1-p)}},$$

Φ — нормальная функция распределения.

Зависимость вероятности ложной привязки от числа элементов разложения эталона при $p=q=0,5$ и различных величинах порога t представлена на рис. 4,а. С учетом (14) объем вычислений можно представить в виде

$$E(p, q, t, m, n) = m + \Phi(C_0 \sqrt{m})[n - m], \quad (20)$$

где

$$C_0 = \frac{t - (p - 2pq + q)}{\sqrt{p(1-p)}},$$

m — число элементов эталона, использующихся на первом этапе.

Зависимость объема вычислений E от m при $p=0,5$; $n=128$ и различных значениях t представлена на рис. 4,б.

При всех t (кроме $t=0,5$) E имеет минимум, определяющий оптимальный размер части эталона, используемой на первом этапе. Например, при $t=0,4$ $m=16$. Оптимальные размеры эталона можно получить, продифференцировав выражение (20). Результаты представлены на рис. 4,в.

2. Второй двухуровневый алгоритм [20] аналогичен рассмотренному выше. Отличие заключается в том, что на первом этапе этого алгоритма используется не часть эталона, а полное изображение с пониженным разрешением. Снижение разрешения осуществляется с помощью замены каждых m элементов разрешения исходного изображения так называемым блоком, интенсивность которого равна средней интенсивности m элементов. Второй этап алгоритма не отличается от рассмотренного в начале данного параграфа.

Объем вычислений при этом алгоритме также определяется выражением (14). Следовательно, оптимизация параметров может быть произведена аналогичным образом.

Положим, что серый уровень элементов фона имеет нормальное распределение со средним μ и среднеквадратическим отклонением σ . Тогда распределение интенсивностей блоков будет также нормальным с параметрами μ и $\sigma' = \sigma/\sqrt{m}$. Пусть усредненный уровень i -го блока эталона имеет величину q_i . Тогда разность между q_i и интенсивностью блока фона будет распределена по нормальному закону с параметрами $\mu_i = \mu - q_i$ и σ' . Абсолютная разность этих величин, строго говоря, не является нормальным процессом. В [18] были получены параметры этого процесса: среднее значение

$$v_i = \frac{2\sigma'}{\sqrt{2\pi}} e^{-\mu_i^2/(2\sigma')^2} + \mu_i [2\Phi(\mu_i/\sigma') - 1]$$

и дисперсия

$$\sigma_i^2 = (\sigma')^2 + \mu_i^2 - v_i^2.$$

Этот процесс можно считать нормальным при большом числе блоков n . Параметры распределения имеют вид

$$\bar{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i, \quad \bar{\sigma} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \sigma_i^2}.$$

Эти выражения совпадают с выражениями, полученными для первого алгоритма при использовании небинарных изображений, за исключением того, что в данном случае v_i и σ_i являются функциями $\sigma' = \sigma/\sqrt{m}$, а не σ .

2.8. Структурные методы корреляционно-экстремальной обработки

Структурные методы КЭО (в некоторых источниках они называются синтаксическими или лингвистическими) привлекли внимание исследователей, работающих в области корреляционных систем навигации, сравнительно недавно [21, 22]. В структурных методах для конструирования семантической модели сюжета изображения используются так называемые синтаксические признаки или дескрипторы изображения (линии определенной формы, сегменты и т. д.).

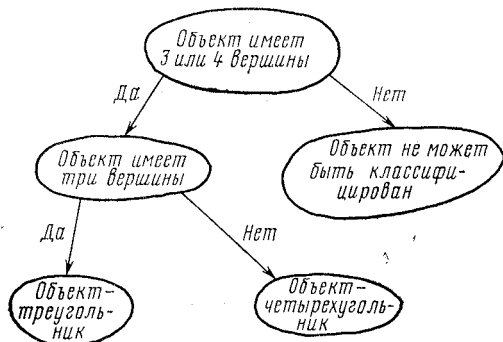


Рис. 5. Пример структурного алгоритма

Иногда выделяют два класса синтаксических признаков. Локальные признаки: линии определенной формы, их пересечения, средние интенсивности участков изображения; и глобальные признаки: области, т. е. участки изображений, имеющие замкнутые границы. Области могут характеризоваться средней интенсивностью, цветом и т. д.

Каждый признак описывается с помощью определенных параметров. Для линий этими параметрами являются длина, углы

пересечений, количество линий, сходящихся в одной вершине, координаты вершин и конечных точек. Для областей — площадь, длина периметра, отношение длина/ширина, координаты центра и т. д.

При корреляционной обработке производится сравнение признаков, а не полных изображений. Таким образом, структурные методы обычно состоят из трех процедур: выделение контуров изображений, выделение дескрипторов и описание их параметров, синтаксический анализ с использованием грамматики (классификация).

Описание изображения с помощью дескрипторов снижает объем информации на несколько порядков, содержание же ее остается почти прежним. Это обеспечивает значительное уменьшение объема вычислений при реализации структурных алгоритмов.

На рис. 5 приведен пример структурного алгоритма, предназначенного для классификации объектов, имеющих треугольную и четырехугольную формы. Реальные алгоритмы имеют, естественно, гораздо более сложную структуру.

Пример структурного алгоритма, предназначенного для КЭСН, приведен в следующем параграфе.

2.9. Алгоритм совмещения линейных признаков

Алгоритм предназначен для совмещения линейных признаков [16]. Он разрабатывался с учетом возможных значительных геометрических искажений и изображений, соответствующих четвертому уровню предсказуемости (см. табл. 2). В качестве эталона используется трехмерная модель цели; текущее изображение, получаемое от датчика, — двумерное. Далее, предполагается, что и эталон и текущее изображение предварительно подвергались соответствующей обработке и представляют собой совокупность контурных линий.

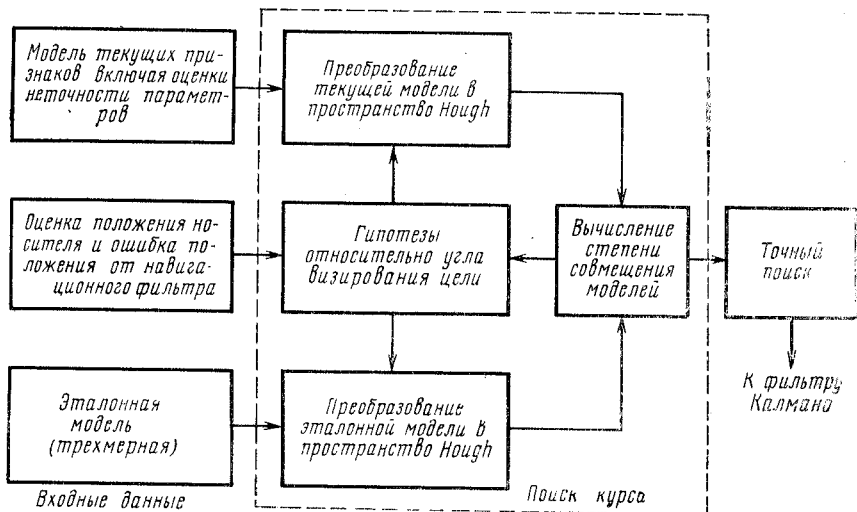


Рис. 6. Укрупненный алгоритм совмещения линейных признаков

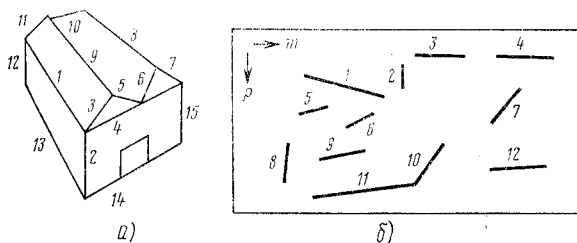


Рис. 7. Представление эталонных и текущих данных:

а — трехмерная эталонная модель цели (проволочный каркас); б — типичное текущее изображение после выделения линейных признаков

Номер линии, i	Координаты конечных точек линий модели					
	X_{j1}	Y_{j1}	Z_{j1}	X_{j2}	Y_{j2}	Z_{j2}
1	—	—	—	—	—	—
2	—	—	—	—	—	—
3	—	—	—	—	—	—
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
i	—	—	—	—	—	—

Номер линии, i	Координаты конечной точки		Ориентация и длина		Параметры ошибки	
	ρ_i	m_i	θ_i	L_i	$\sigma_{\theta i}$	$\sigma_{\rho i}$
1	—	—	—	—	—	—
2	—	—	—	—	—	—
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
i	—	—	—	—	—	—

Алгоритм включает как процедуры поиска курса, так и процедуры точного поиска. Поскольку оригинальной частью алгоритма являются процедуры первого типа, то в дальнейшем рассматриваются именно они. На рис. 6 эти процедуры выделены пунктирной линией.

Эталонные данные, необходимые для алгоритма совмещения линейных признаков, показаны на рис. 7, а и в таблице координат (X, Y, Z). В эталонную модель включены все линии, которые попадут в поле зрения датчика при визировании цели с потенциальных углов подхода.

На рис. 7, б представлена информация о линейных признаках, которая выделяется из текущего изображения. Каждый линейный признак полностью описывается с помощью координат одной из конечных точек линии (ρ_i, m_i), ее длины (L_i) и ориентации (θ_i). При корреляционной обработке необходимо знание нескольких других параметров, связанных

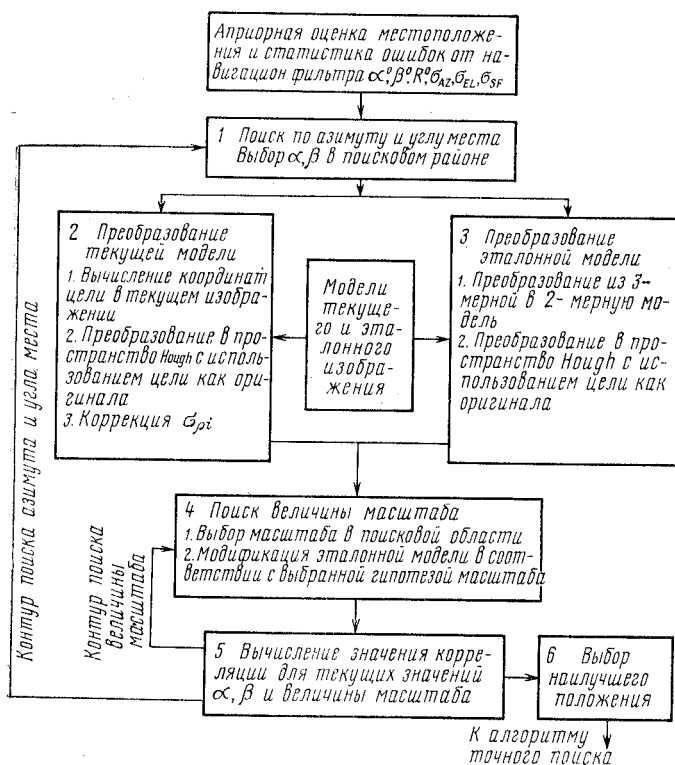


Рис. 8. Алгоритм поиска курса

с каждым сегментом, которые характеризуют неопределенность положения линии, ортогональную ее длине и ориентации (эти неопределенности с 1σ обозначены соответственно σ_{pi} и $\sigma_{\theta i}$).

На рис. 8 представлен алгоритм поиска курса.

Блоки 1 и 4 обеспечивают управление поиском в пространстве азимута, угла места и величины масштаба. В связи с тем что вычислительные затраты при изменении величины масштаба намного меньше, чем при изменении угла визирования цели, поиск величины масштаба выполняется во внутреннем контуре алгоритма для каждого набора углов визирования.

Блок 2. Поскольку набор углов визирования цели априорно известен, координаты цели в полученном текущем изображении могут быть немедленно вычислены с учетом направлений датчика при получении изображения. Используя априорные (гипотетические) координаты цели в качестве начала отсчета преобразования, контурные признаки текущего изображения с помощью вычисления интервалов p_i и ориентаций θ_i преобразуются в пространство Nough. Вычисляются также неопределенности σ и $\sigma_{\theta i}$. Эти операции иллюстрируются рис. 9.

Блок 3. С использованием тех же гипотетических углов визирования, которые были приняты для преобразования текущего изображения, а также оценки расстояния до цели, трехмерная эталонная модель (с учетом параметров датчика) может быть сведена к двумерному контурному изображению. Может быть использована также информация о затенении, но она не обязательна. Двумерная эталонная модель преобразуется в пространство Nough аналогично с преобразованием текущего изображения, описанным выше.

Блок 4. Поскольку величины масштаба предполагаются заданными, эталонная или текущая модели приводятся к соответствующему мас-

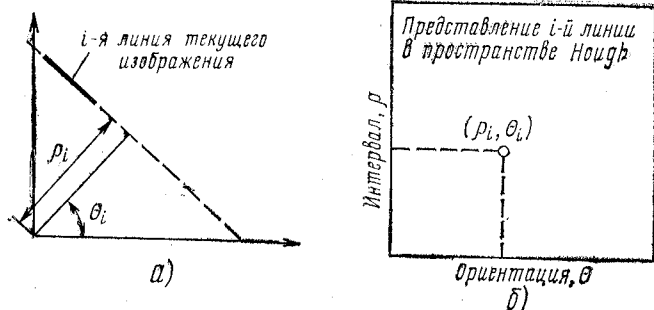


Рис. 9. Преобразование Hough для сегментов, образованных прямыми линиями:
 а — плоскость текущего изображения; б — представление в пространстве Hough

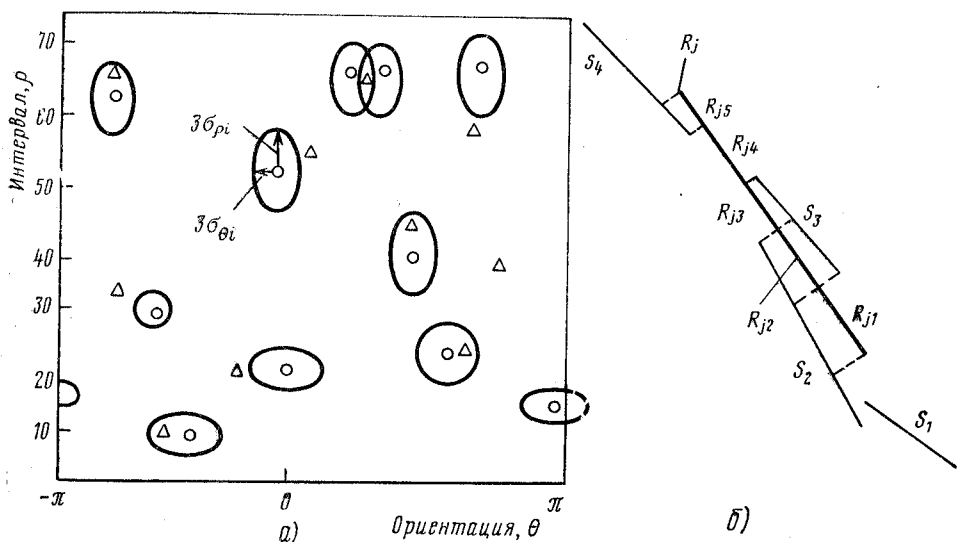


Рис. 10. Обработка изображений в пространстве:

а — данные текущего (O) и эталонного (Δ) изображений в пространстве Hough; б — диаграмма $\{R_j$ — линия эталонного изображения; R_{jk} — области эталонной линии; S_j — линия текущего изображения)

штабу. Эта операция не требует большого объема вычислений, так как пересчитываются только значения ρ .

На рис. 10, а показаны преобразованные эталонная и текущая модели, а также эллипсы ошибок для признаков текущего изображения. Поскольку значения θ при π и $-\pi$ неразличимы, модели в пространстве Hough должны рассматриваться как бы расположенными на поверхности цилиндра.

Алгоритм вычисления функции совмещения (ФС) эталонного и текущего изображений показан на рис. 11. Ниже описаны операции, выполняемые в блоках А, В, С.

Блок А. Для признаков текущего изображения, в эллипсы ошибок (3σ) которых попадает j -й элемент эталонного изображения, строится диаграмма (см. рис. 10, б). Диаграмма, представленная на рис. 10, б, вероятно, намного сложнее типичной и приведена лишь в методических целях. В показанном случае эталонный признак попадает в эллипсы ошибок четырех признаков текущего изображения. Первый текущий признак, S_1 , не перекрывается с R_j и может не рассматриваться. Остальные три признака имеют перекрытие с R_j . Опуская перпендикуляры из конечных точек S_i на R_j , эталонный признак разбиваем на пять областей.

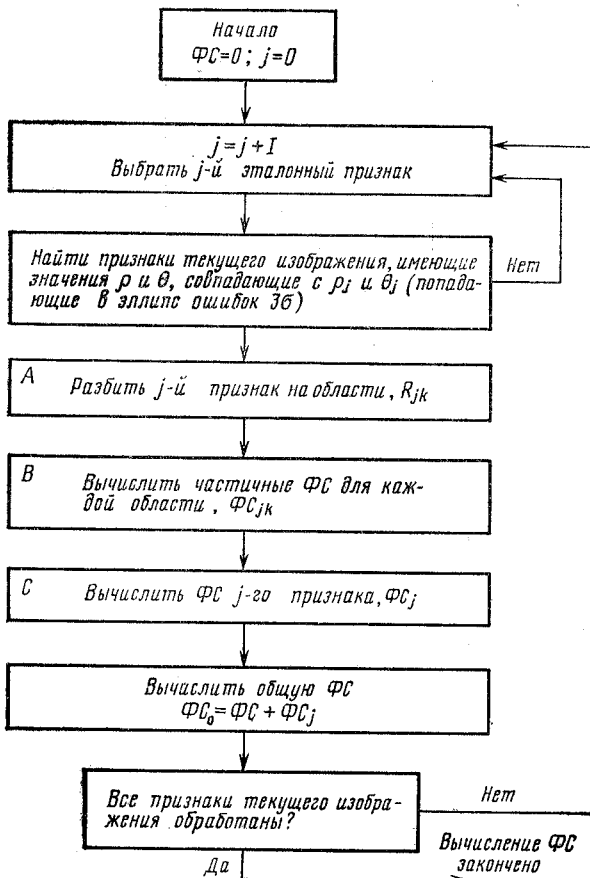


Рис. 11. Алгоритм вычисления функции совмещения изображений

Блок В. Частичная ФС области эталонного признака, не имеющей перекрытия, равна нулю (например, область R_{j4}). В противном случае

$$\Phi C_{jk} = l_{jk} \max P_{jkn},$$

где l_{jk} — длина области R_{jk} ; n — индекс, используемый для обозначения нескольких признаков, перекрывающих область R_{jk} , например, текущих признаков S_2 и S_3 , которые перекрывают R_{j2} ; P_{jkn} — значение гауссовской плотности вероятности, связанное с n параметрами текущего признака в точке (ρ_j, θ_j) .

Максимизация в данном уравнении необходима только в том случае, если область R_{jk} перекрывается более чем одним текущим признаком (например, область R_{j2}):

$$\Phi C_j = \sum_k \Phi C_{jk}.$$

Общая ФС для данных углов визирования и величины масштаба вычисляется с помощью суммирования ФС по всем эталонным признакам.

Величина ФС растет с увеличением перекрытия (так как увеличивается сумма l_{jk}), а также с повышением качества перекрытия (так как с уменьшением разностей ориентации $\delta\theta$ и положения $\delta\rho$ значения P_{jkn} растут). ФС является непрерывной функцией α , β и дальности, так как l_{jk} и P_{jkn} с изменением этих параметров меняются непрерывно.

После вычисления ФС для всех комбинаций гипотетических углов и дальностей выбирается комбинация с максимальным значением ФС и осуществляется точный поиск с целью оптимизации α , β и дальности.

Преимуществами данного алгоритма являются:

- использование только признаков 4-го уровня, т. е. контурных линий. Эти линии, очевидно, будут являться границами плоских сегментов и материалов, из которых изготовлены объекты;
- увеличение стабильности алгоритма по углам визирования цели благодаря использованию трехмерного изображения;
- неопределенности, имеющие место при выделении признаков, в явном виде учтены при вычислении ФС ($\sigma_{\rho i}$ и $\sigma_{\theta i}$).

2.10. Алгоритм фазовой корреляции

Алгоритм фазовой корреляции основан на использовании фазовой составляющей спектра сигналов. Интерес исследователей к фазовой со-

ставляющей спектра в последние годы заметно возрос. Это объясняется, в частности, следующим экспериментально полученным фактом. Если $g(x, y)$ — распределение яркости изображения и его преобразование Фурье имеет вид $G(u, v) = |G(u, v)| \exp[i\theta(u, v)]$, то обратное преобразование Фурье от модуля спектра $|G(u, v)|$ не имеет ничего общего с исходным изображением, тогда как обратное преобразование Фурье от фазовой составляющей $\exp[i\theta(u, v)]$ весьма сходно с $g(x, y)$ и имеет вид исходного изображения, прошедшего через высокочастотный фильтр.

В связи с этим делается вывод, что при распознавании образов фаза спектра играет более важную роль, чем амплитуда.

Алгоритм фазовой корреляции (АФК) включает следующие операции [30]:

— вычисление дискретных фурье-преобразований исходных изображений G_1 и G_2 :

$$G_i(f) = |G_i(f)| e^{i\varphi_i(f)};$$

— формирование матрицы фазовой разности на каждой пространственной частоте путем вычисления взаимного энергетического спектра $(G_1 \cdot G_2^*)$ и деление его на модуль $|G_1 \cdot G_2^*|$;

$$e^{i\varphi} = e^{i(\varphi_1 - \varphi_2)} = \frac{G_1 \cdot G_2^*}{|G_1 \cdot G_2^*|};$$

— вычисление обратного преобразования Фурье функции $e^{i\varphi}$:

$$d = F^{-1} \{e^{i\varphi}\}; \quad (21)$$

— поиск максимального значения функции корреляции d .

В идеализированном случае бесконечных или циклически смещенных изображений, т. е. при

$$g_2(\bar{r}) = g_1(\bar{r} + \bar{L}),$$

имеем

$$G_2(\bar{f}) = G_1(\bar{f}) e^{i2\pi\bar{f}\bar{L}}$$

и

$$\varphi = -2\pi \cdot \bar{f} \cdot \bar{L}.$$

В этом случае корреляционная функция d является дельта-функцией, расположенной в точке совмещения $\delta(\bar{r} - \bar{L})$.

Нетрудно установить, что связь классического алгоритма с АФК имеет вид

$$R = d \otimes F^{-1} \{|G_1 \cdot G_2^*|\},$$

где $\otimes$ — символ корреляции.

Зарубежные специалисты отмечают, что АФК, по сравнению с классическим корреляционным алгоритмом, лучшим образом функционирует при наличии искажений ввиду узкополосного шума.

Для обобщения АФК можно ввести в формулу (21) произвольную весовую функцию $H(\bar{f})$ в области пространственных частот:

$$d_H = F^{-1} \{H \cdot e^{i\varphi}\}.$$

Если, например, взять весовую функцию вида $|G_1 \cdot G_2^*|^\alpha$, то можно получить семейство алгоритмов, включающее как АФК (при $\alpha=0$), так и классический алгоритм (при $\alpha=1$). Таким образом, можно получить два экстремальных варианта — алгоритм, оптимальный для широкополосных сигналов, искаженных узкополосным шумом, и алгоритм, оптимальный для узкополосных сигналов, искаженных широко-

полосным шумом. Инвариантность алгоритма к различным типам шумов и искажений можно получить соответствующим подбором весовых функций.

Отношение (сигнал/СКО шума) для АФК может быть получено как функция пиковой амплитуды и корня квадратного общего числа элементов разложения изображений.

Рассмотрим случай совмещения изображений размером $N \times N$, не имеющих общих признаков. Тогда угол фазовой разности ϕ можно считать случайной переменной, равномерно распределенной на интервале $0-2\pi$. В этом случае N^2 амплитуд матрицы d (нормализованных к 1) могут быть представлены в виде гауссовых переменных с нулевым средним и $\text{СКО} = N^{-1}$.

Если изображения имеют определенное сходство, то энергия будет распределена между когерентным пиком, расположенным в точке совмещения изображений, и некогерентными пиками (шумом), возникающими из-за случайных составляющих фаз. Амплитуда когерентного пика является мерой сходства изображений. Если обозначить амплитуду пика через A , где $0 \leq A \leq 1$, то мощность сигнала будет A^2 , а мощность шума $1-A^2$. Таким образом, СКО шума имеет вид

$$\sigma = \left(\frac{1-A^2}{N} \right)^{1/2},$$

и отношение сигнал/шум равно

$$\psi = \frac{A}{\sigma} = A \left(\frac{N}{1-A^2} \right)^{1/2}.$$

В гауссовом приближении вероятность того, что шумовой пик будет больше или равен порогу T , имеет вид

$$P_T = \frac{N^2}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \int_T^1 e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x}{\sigma} \right)^2} dx. \quad (22)$$

Подставляя максимальное СКО $\sigma = N^{-1}$ в уравнение (22) и полагая, что $NT \gg 1$, вероятность ложной привязки можно записать:

$$P_T \leq \frac{N}{\sqrt{2\pi}} \cdot \frac{e^{-\frac{1}{2}(NT)^2}}{T}.$$

Зарубежные специалисты рекомендуют применять АФК для корреляционной обработки изображений, полученных в различных условиях освещенности, так как функция освещенности обычно является медленно меняющейся и, следовательно, сосредоточена в области низких пространственных частот.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Пат. 2.508.562 (США). НКИ 343—5.
2. Пат. 3.102.260 (США). НКИ 343—5.
3. Пат. 3.054.999 (США). НКИ 343—5.
4. Пат. 3.103.008 (США). НКИ 343—5.
5. Aviation Week & Space Technology, 1975, v. 102, № 18, p. 45, 47, 48.
6. Signal, 1978, v. 32, № 4, p. 66—69.
7. Aerospace Daily, 1976, v. 79, № 26, p. 202.
8. Clary J. B. — In: Int. Optical Computing Conf., IEEE/SPIE, 1977, p. 36—46.
9. Mostafavi H., Smith F. W. — IEEE Trans., 1978, v. AES-14, № 3, p. 487—493.
10. Fu K. S., et al. — In: Digital Picture Recognition. N. Y., Springer, 1976, p. 135—166.
11. Barnea D. I., Silverman H. F. — IEEE Trans., 1972, v. C-21, № 2, p. 179—186.
12. Novak L. — IEEE Trans., 1978, v. AES-14, № 4, p. 641—648.
13. Hu M. K. — IRE Trans., 1978, v. IT-8, № 2, p. 179—187.
14. Wong R. Y. — IEEE Trans., 1980, v. ASSP-28, № 2, p. 260—263.

15. Wong R. Y., Hall E. L. — Computer Graphics & Image Processing, 1978, v. 8, № 1, p. 16—24.
16. Ormsby C. C. — In: IEEE NAECON, 1979, p. 68—76.
17. Davies D. L., Bouldin D. W. — In: IEEE SOUTHEASTCON, 1979, p. 367—372.
18. Vanderburg G. J., Rosenfeld A. — IEEE Trans., 1977, v. C-26, № 4, p. 384—393.
19. Bomba J. S. — In: Fall Joint Computer Conf., 1959, p. 219—224.
20. Rosenfeld A., Vanderburg G. J. — IEEE Trans., 1977, v. SMC-7, № 2, p. 104—107.
21. Close D. H., McNary C. A. — In: IEEE NAECON, 1978, p. 1278—1280.
22. Savol A. M., et al. — In: IEEE Conf. on Pattern Recognition, 1978, p. 91—95.
23. Mostafavi H. — IEEE Trans., v. ASSP-27, № 2, p. 163—169.
24. Berry J. E., Yoo J. K. — In: IEEE NAECON, 1979, p. 86—91.
25. Reich A., et al. — AIAA Paper № 76—1969.
26. Aerospace Daily, 1979, v. 99, № 23, p. 207.
27. Aviation Week & Space Technology, 1976, v. 104, № 10, p. 5,20.
28. Hitler E. R. — In: IEEE NAECON, 1979, p. 92—100.
29. AIAA Paper, № 77—1477.
30. Kuglin C. D. — In: IEEE Int. Conf. on Cybernetics & Society, 1975, p. 163—165.