



## МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ И ИЗОБРАЖЕНИЙ

УДК 629.78 : 681.142.4

**В. С. Киричук, И. И. Коршевер, В. В. Синельщиков**

*(Новосибирск)*

### **АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДИНАМИЧЕСКИХ СЦЕН: МОДЕЛИ, АЛГОРИТМЫ И СИСТЕМЫ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ**

Проблема анализа динамических сцен рассматривается с точки зрения выбора квазиоптимальных алгоритмов и адекватных им вычислительных структур. Приведены алгоритмы анализа многомерных изображений, базирующиеся на оптимальном линейном прогнозе и на структурном подходе. На базе результатов обработки конкретных серий последовательных изображений, полученных в ИК-спектре, формулируются требования к параметрам подобных устройств – к производительности каналов связи и процессорных элементов, а также к объему памяти, необходимой для буферизации входных и промежуточных данных. Представлена высокопроизводительная вычислительная система, способная осуществлять в реальном времени анализ меняющихся тепловизионных изображений (поток входных данных 2,5 Мбайт/с, изображения размером более  $8 \times 10^6$  элементов).

**Введение.** Целью работы является описание технологии обработки временной последовательности изображений, получаемых с геостационарных спутников в ИК-диапазоне.

Задача обработки последовательности изображений (временной или пространственной), заключающаяся в выявлении, распознавании и классификации типов подвижных и стационарных объектов, возникает при исследовании динамически меняющихся во времени сцен. Последовательность пространственно-временных изображений возникает при непрерывной регистрации излучаемой или отраженной энергии в видимом, ИК- или радиодиапазонах. К задачам подобного типа относятся:

– дистанционное зондирование поверхности земли или океана в целях экомониторинга, контроля динамики атмосферных слоев, оперативной гидрологии, ледовой разведки и т. д.; к этому же классу задач относится и машинное зрение перемещающихся объектов в зашумленной среде;

– компьютерная радио- и гидролокация высокого разрешения в сложной сигнально-помеховой обстановке;

\* Здесь и далее элемент содержит слово, равное двум байтам.

– реконструктивная томография; последовательность реконструируемых кадров (при наблюдении внутренних органов живого организма, деталей диагностируемого работающего механизма и т. д.) предоставляет для межкадровой обработки необходимую исходную информацию.

Непосредственное наблюдение необработанных «тусклых» объектов в нестационарных изображениях и в условиях реальных атмосферных помех, а также шумов, вносимых каналом передачи и регистрирующей аппаратурой, оказывается неэффективным, так как не обеспечивает получения объективных характеристик наблюдаемых сцен. Расширение размерности исходных данных предоставляет дополнительные возможности для повышения отношения сигнал/шум за счет использования внутри- и межкадровой когерентности (корреляционных связей) совокупности временных срезов изображения. Это достигается максимально возможным использованием пространственно-временных статистических связей в последовательности изображений путем ее разложения на статическую и динамическую составляющие. С точки зрения математической статистики это задача трехмерной адаптивной фильтрации с последующим обнаружением зашумленных объектов – подход, позволяющий достичь предельных возможностей оценивания статичных элементов и выделить изменяющиеся области анализируемых сцен.

Реальное время предполагает наличие непрерывного наблюдения, не допускающего временных разрывов ни на одном из участков процесса, будь то сенсоры, канал передачи данных или оконечные устройства. Поэтому подобные системы вынуждены манипулировать интенсивными (порядка десятков миллионов элементов изображения в секунду) информационными потоками данных. Специфичной для задачи постоянного наблюдения (мониторинга) является высокая цена ошибки, заставляющая искать решения, позволяющие сохранять работоспособность системы при любых, в том числе и сбойных, входных воздействиях.

Другой аспект учета реального времени возникает в связи с необходимостью обрабатывать поток изображений до уровня принятия решения. Условия непрерывности входного потока данных налагают ограничения на время обработки, а жесткие требования к вероятностям ошибок 1-го и 2-го рода требуют построения процедур обработки, близких к теоретически оптимальным. Это приводит к резкому повышению необходимого объема вычислительного оборудования и затрат времени на вычисления в целом. Отсюда столь большое внимание, уделяемое поиску квазиоптимальных алгоритмов, вычислительная сложность которых была бы снижена по сравнению с алгоритмами полной обработки без заметной потери качества обнаружения.

Компромисс между столь противоречивыми требованиями здесь найден в построении процедур обработки, адаптивно реагирующих на сложность сигнала и выбирающих путь обработки, близкий к оптимальному, при постоянной минимизации объема вычислений. Такая стратегия иногда приводит к некоторым потерям качества обнаружения, окупаемым резким сокращением объема вычислений. В работах [1–5] рассмотрен ряд алгоритмических проблем, возникающих при анализе последовательностей изображений. Задача же данной работы – адаптация разработанных алгоритмов к реальным условиям регистрации изображений и учет различного рода мешающих факторов. На этой основе создан программно-аппаратный

комплекс реального времени, обеспечивающий в автоматическом режиме полный анализ входных последовательностей.

**1. Анализ исходной информации и постановка задачи.** Для выработки требований к программно-аппаратному комплексу реального времени на платформе IBM Pentium MMX реализована программа полной обработки последовательности изображений, с помощью которой обработаны десятки экспериментальных и модельных последовательностей. Анализ результатов такой обработки позволил сделать некоторые выводы о характере исходной информации, основополагающие для выбора дальнейших решений:

- изображения содержат фон (стационарную часть сигнала), случайные шумы и искомые объекты;

- статистические характеристики фона значительно меняются по полю кадра: дисперсия фона изменяется в десятки (до 100) раз, скорость спада формы корреляционной функции изменяется в 2–3 раза; при этом корреляционные зависимости неанизотропны: корреляция в направлении сканирования в 1,5–2,0 раза превышает корреляцию вдоль сканирующей линейки;

- случайный шум, сопровождающий измерения, достаточно мал (среднеквадратическое отклонение (СКО) шума порядка одного деления шкалы квантования сигнала) и стационарен как по полю кадра, так и по времени; характер распределения шума (оцененный по гистограммам при числе точек порядка  $10^6$ ) близок к нормальному;

- объект вызывает реакцию на два–три соседних чувствительных элемента сканирующей линейки и растянут вдоль направления сканирования не менее чем на семь точек; при этом форма объекта значительно модифицируется в зависимости от его расположения относительно элементов сканирующей линейки и яркость изменяется в десятки раз;

- в процессе преобразования входных изображений в цифровую форму необходимо учитывать расхождения чувствительностей элементов приемной линейки; возможно также появление сбойных элементов;

- кадры одной и той же последовательности не приведены к единой системе координат; при этом вдоль линейки кадр смещается менее чем на размер ее элемента, а вдоль направления сканирования возможно смещение кадров друг относительно друга до четырех элементов пространственного разрешения;

- временная стационарность фона наблюдается только на двух–трех кадрах одного направления сканирования; описания шума, объектов и фона при прямом и обратном сканировании значительно отличаются друг от друга;

- изображения могут содержать так называемые «блики» – яркие медленно перемещающиеся от кадра к кадру области, вызываемые вторичными переотражениями естественных и искусственных источников излучения; яркость бликов может быть столь значительной, что происходит «ослепление» воспринимающих его датчиков линейки; при этом по краям блика возможны скачкообразные изменения размера сигнала.

С учетом этих факторов необходимо сформировать комплекс алгоритмов и на его основе создать программно-аппаратный комплекс, обеспечивающий в автоматическом режиме выделение подвижных малоразмерных объектов (как правило, сверхслабой яркости) при диапазоне регистрации 0–256 дискрет и при СКО фона от двух до 20 дискрет (в зависимости от условий

наблюдения и типа наблюдаемой поверхности) с вероятностью обнаружения объекта 0,95 и уровнем ложной тревоги менее  $5 \times 10^{-5}$ .

**2. Модель сигнала и алгоритмы.** Процедуры межкадровой обработки изображений (МКО) содержат два основных этапа верхнего уровня. К первому относится *предварительная обработка*, целью которой является создание дискретизированной шкалы амплитуд и координатной сетки, свободных, насколько это возможно, от инструментальных, систематических и случайных погрешностей преобразования. На втором этапе *оценивания и обнаружения* на основе предложенной параметризованной модели производится сегментация изображения относительно базовых статистических свойств его отдельных областей, и после такого разбиения – выделение разностного сигнала, характеризующего искомый объект обнаружения, с помощью фильтра, параметры которого согласованы со статистическими свойствами удаляемого фона. Рассмотрим эти этапы более подробно.

На этапе *предварительной обработки* производится выравнивание чувствительности элементов линейной матрицы ИК-приемников, а также маскирование сбойных элементов с последующей интерполяцией их значений соседними «рабочими» элементами:

$$A(x, y, t) = A^*(x, y, t)k(x) - c(x), \quad (1)$$

где  $A^*(x, y, t)$  – воспринимаемое изображение;  $k(x)$  – нормирующий множитель, связанный с неравномерностью чувствительности элементов;  $c(x)$  – аддитивная систематическая погрешность, определяемая темновым током приемников;  $x, y$  – базовые (идеальные) пространственные координаты;  $t$  – временная координата (порядковый номер кадра в последовательности изображений).

Реальная прямоугольная решетка создается с помощью последовательно-параллельной схемы регистрации. Механическая жесткость подобных систем обеспечивается лишь в координате  $y$ , в которой перечисляются приемные элементы линейки, а другая координата образуется непрерывным возвратно-поступательным процессом сканирования, не свободным от погрешностей позиционирования и являющимся основным источником межкадрового смещения. Координаты узлов такой решетки имеют вид:

$$\begin{aligned} x' &= x + \varepsilon(t), \\ y' &= y + \eta(t), \end{aligned}$$

где  $\varepsilon(t), \eta(t)$  – смещения координат узлов реальной сетки относительно базовой при регистрации последовательности кадров.

Для этих величин в результате изучения большого количества реальных последовательностей получен ряд эмпирических зависимостей. Так, смещение по оси  $x$

$$\varepsilon(t) = \varepsilon_0(t) + d\varepsilon(t), \quad (2)$$

где  $\varepsilon_0(t)$  – постоянное смещение всего кадра относительно выбранного опорного;  $d\varepsilon(t)$  – локальное смещение:  $-\bar{dx} < d\varepsilon(t) < \bar{dx}$ ;  $\bar{dx}$  – пространственное разрешение по оси  $x$ . Первое слагаемое в (2) можно рассматривать как

математическое ожидание смещения кадра, а второе – как вариации отклонения смещения относительно этой величины.

Смещение  $\eta(t)$  по оси  $y$  не выходит за пределы  $-dy/2 < \eta(t) < dy/2$ , где  $dy$  – пространственное разрешение по этой оси.

Разброс в вычисленных значениях координат узлов решеток  $d\epsilon(t)$  связан с некоторой нестабильностью скорости сканирования и, как показывает опыт, изменяется по полю кадра достаточно монотонно, допуская ступенчатую аппроксимацию. Это позволяет разбить все поля кадра на фрагменты размером порядка  $30 \times 30$  точек и завершить привязку каждого фрагмента поотдельности, варьируя смещение по оси  $x$  на  $\pm dx$  и одновременно минимизируя сумму квадратов разности между опорным и текущим изображениями:

$$I = \sum_{i,j} [A_0(i,j) - A_t(i,j)]^2. \quad (3)$$

Характер поведения функции  $I$  позволяет судить о достоверности привязки.

Привязка, использующая совмещение выбранных фрагментов [6], позволяет полностью реализовать ресурсы пространственного разрешения, предоставляемые геометрическими параметрами линейки и механизмом сканирующего позиционирования.

Конечной целью этапа *оценивания и обнаружения* является формирование фильтра, выделяющего обнаруживаемый сигнал из сложной статистической смеси, которую представляет собой изображение после первичной обработки. Выходной сигнал  $A(i,j)$  такого фильтра содержит лишь составляющую искомого объекта  $W(i,j,t)$  на фоне случайного шума  $N(i,j,t)$  и не содержит фона:

$$\Delta A(i,j) = W(i,j,t) + N(i,j,t). \quad (4)$$

Функция  $W(x,y,t)$ , описывающая объекты, представима в виде свертки амплитуды объекта  $a(l,t)$  с ядром  $f(x)$ :

$$W(x,y,t) = \sum_l a(l,t) f[x(t) - x(l,t), y(t) - y(l,t), \delta(l,t)], \quad (4a)$$

где  $x(l,t)$ ,  $y(l,t)$  – координаты узла решетки, ближайшего к центру  $l$ -го объекта;  $\delta(l,t)$  – отклонение по оси  $y$  центра объекта от ближайшего узла.

Форма характеристики фильтра  $f(x)$ , подавляющего в амплитуде объекта  $a(l,t)$  фоновую составляющую, которая определяет энергетику сигнала, в значительной степени зависит от его статистических свойств, и поэтому дальнейшая обработка требует создания модели сигнала, учитывающей статистическую структуру фона. Для подавления статического фона достаточно обычного вычитания двух последовательных во времени изображений. Если фон обладает динамическими свойствами, то для его устранения необходима предварительная оценка степени его стационарности. Фильтрация стационарного фона достаточно эффективно осуществляется с помощью аппарата оптимального линейного прогноза (ОЛП) [3, 7]; для выделения нестационарной части необходимы более тонкие алгоритмы, учитывающие нелинейный характер распределений сигнала [3]. Построен-

ная таким образом модель должна, по существу, обеспечить параметризацию дальнейших алгоритмов с тем, чтобы оптимальным образом строить дальнейшую стратегию обработки.

Изложенное может быть обобщено в виде структурной модели сигнала следующим образом:

$$A(x, y, t) = F[S(x, y, t)H_s + D(x, y, t)(1 - H_s)] + N(x, y, t), \quad (5)$$

где  $A(x, y, t)$  – предварительно обработанный и зарегистрированный сигнал, описываемый выражением (1);  $F$  – нелинейная функция амплитудного преобразования, определяемая выбранной шкалой квантования и задаваемая в табличном виде; существенным является ограничение диапазона регистрации  $d_{\max}$ , так что при  $d \geq d_{\max}$   $F(d) = 256$ . Кроме того, в выражении (5)

$$S(x, y, t) = m(t) + W(x, y, t), \quad (6)$$

$$D(x, y, t) = W(x', y', t) + M(x', y', t)H_m + B(x, y, t)H_b$$

– статическая и динамическая компоненты сигнала соответственно; в (6)  $m(t)$  – среднее значение сигнала;  $M(x', y')$  – регистрируемый фон;  $B(x, y, t)$  – функция, описывающая блик.

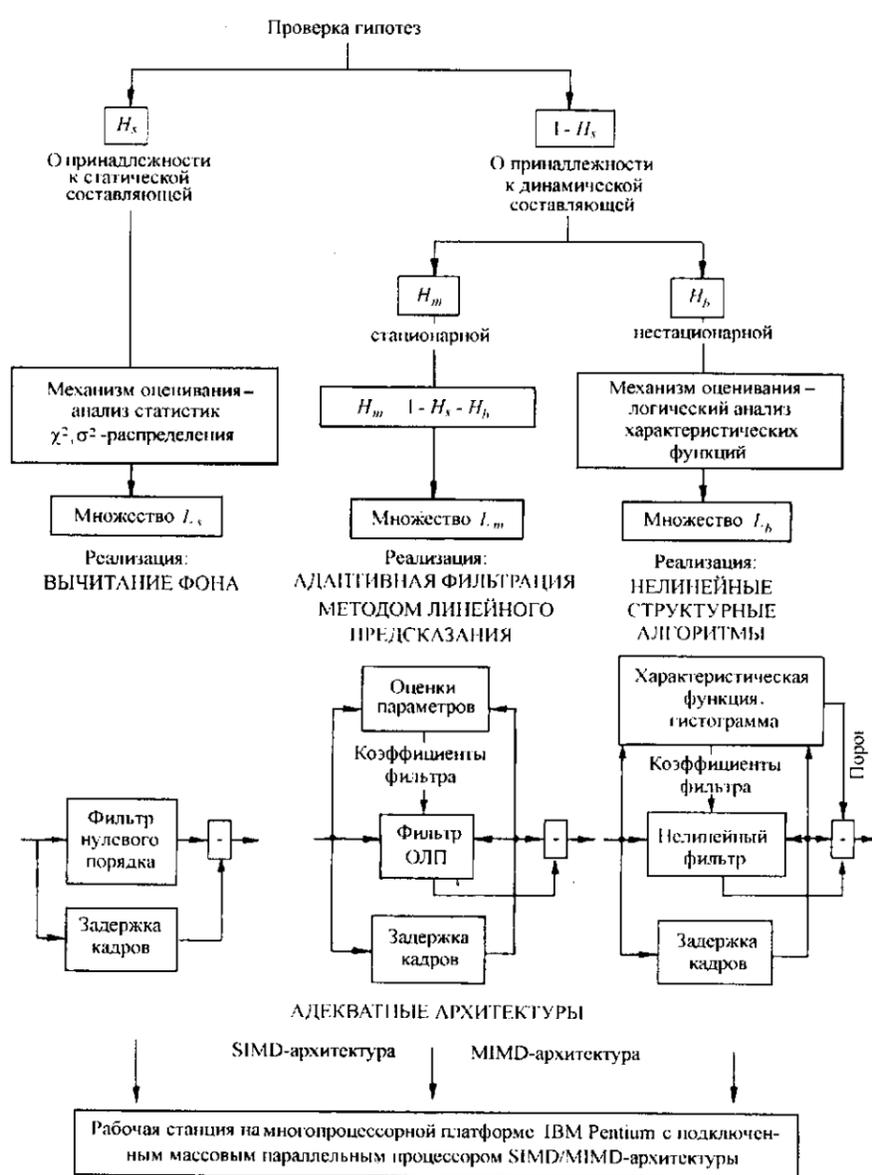
В выражениях (5) и (6)  $H_s$ ,  $H_m$  и  $H_b$  – гипотезы о принадлежности модели меняющегося от кадра к кадру сигнала в каждой из тестируемых областей к одному из подмножеств  $L_s$ ,  $L_m$  или  $L_b$  таких, что подмножество  $L_s$  определяет область точек, где сигнал статичен,  $L_m$  – области точек существования стационарного фона, а  $L_b$  – область нестационарного блика. Подмножества  $L_s$ ,  $L_m$  и  $L_b$  не пересекаются (гипотезы  $H_s$ ,  $H_m$  и  $H_b$  взаимно исключают друг друга). Такая формализация позволяет разбить изображение на три неперекрывающиеся области, удовлетворяющие соответственно гипотезам  $H_s$ ,  $H_m$  и  $H_b$ , каждая из которых требует для решения задачи обнаружения искомых объектов разных алгоритмов, а те, в свою очередь, предъявляют специфичные требования к базовым характеристикам средств обработки.

Анализ реальных серий показывает, что описанию  $L_s$  удовлетворяет 50–60 % точек изображения, описанию  $L_m$  – 40–50 %, а описанию  $L_b$  – менее 1 % от общего числа точек. Цена риска, однако, распределена совсем иначе. В частности, при обработке бликов  $L_b$ , сопровождаемых насыщением приемных элементов сенсорной линейки, обычные линейные методы непригодны. С другой стороны, алгоритм ОЛП, проявляющий свою эффективность при обработке последовательности изображений, лишенных бликов, избыточен по сложности при обработке полей с описанием  $L_s$ . Таким образом, прежде чем применять те или иные алгоритмы обработки, необходимо предварительно сегментировать поле кадра, используя далее для каждой из полученных таким образом параметризованных «зон» свои процедуры. С этой целью изображение на этом этапе повторно разбивается на фрагменты\*, для каждого из которых проверяются две любые гипотезы

\* Результатами разбиения, осуществленного при привязке, невозможно воспользоваться, ибо после привязки изображение существенно модифицируется.

(третья дополняет первые две) о принадлежности фрагмента к одной из областей  $L_x$ ,  $L_m$  или  $L_b$  (см. рисунок).

В качестве параметров для оценки статистических свойств фона приняты сравнительно легко оцениваемые математическое ожидание для статического фона и характеристическая функция для динамического нестационарного фона. Оптимальный критерий проверки гипотезы  $H_x$  о принадлежности фрагмента к  $L_x$  (математическое ожидание сигнала  $A(i, j, t)$  описыва-



ется константой) основан на статистике  $S^2 = \sum_{i,j} \{A(i,j,t) - \bar{A}(t)\}^2$  [8]. Гипотеза  $H_s$  принимается, если  $S^2 < C_\alpha \sigma^2$ , где  $\alpha$  – выбранный уровень значимости;  $C_\alpha$  –  $\alpha$ -квантиль  $\chi^2$ -распределения.

Проверка гипотезы  $H_b$  так же проста и сводится к подсчету количества точек  $N_n$ , амплитуда яркости которых превышает верхний предел шкалы регистрации. Для этого по совокупности изображений оценивается характеристическая функция  $\kappa_{t-1,q}$ , отображающая распределение точек изображения по уровням амплитуд  $q$ , так что

$$\kappa_{t-1,q}(i,j) = \begin{cases} 1, & \text{если } A(t-1, i, j) = q, \\ 0, & \text{если } A(t-1, i, j) \neq q. \end{cases}$$

Далее весь набор  $\kappa_{t-1,q}$  подвергается совместному логическому анализу: если число «единиц» в характеристической функции  $N_n < N_k$ , где  $N_k$  – порог, выбранный с учетом возможных размеров объекта, то фрагмент, которому принадлежат тестируемые точки, относится к  $L_b$ . Для таких фрагментов используется процедура нелинейного структурного алгоритма [5, 9]:

$$\Delta A(i,j,t) = \min_{\varepsilon_q, \eta_q} \left\{ A(i,j,t) - \sum_{i,j} \beta_q \kappa_{t-1,q}(i+\varepsilon_q, j+\eta_q) \right\}^2, \quad (7)$$

где  $\beta_q$  – среднее значение амплитуд фрагмента, взвешенных характеристической функцией.

Фрагменты, для которых не выполняются гипотезы  $H_s$  и  $H_b$ , относятся ко множеству  $L_m$ . Для таких фрагментов используется процедура оптимального линейного прогноза [3]:

$$\Delta A(i,j,t) = A(i,j,t) - \sum_{i,j,t} \hat{\alpha}_{jk}(t) A(i+1, j+k, t-1),$$

где  $\hat{\alpha}_{jk}(t)$  – коэффициенты трехмерного фильтра предсказания. Здесь следует отметить, что различная форма объекта вынуждает перед проведением согласованной фильтрации ОЛП предварительно определить отклонение  $\delta_l$  центра объекта от ближайшего узла по оси  $u$ , если фильтрация производится в пространственной области [4], или разложить объект по базисным функциям для фильтрации в пространственно-частотной области [10].

Следующая за фильтрацией (или «встроенная» в нее) процедура поиска объектов построена на едином для любой гипотезы процессе поточечного сравнения изображения с порогом, статистическая корректность которого и определяет в конечном счете качество обнаружения. Уровень порога определяется по-разному: для множеств  $L_s$  он основывается на математическом ожидании, для  $L_m$  – на ошибке предсказания, а для  $L_b$  – вычисляется из усредненной по нескольким кадрам гистограммы распределений амплитуд по уровням квантования [6]. И наконец, при любом характере фона вероятность правильного обнаружения повышается дополнительно на завершающем этапе траекторной селекции путем использования методов, описанных в [11–15].

**3. Оценка эффективности алгоритмов обработки и выбор квази-оптимальных алгоритмов.** По результатам анализа реальных последовательностей произведена оценка эффективности предложенных алгоритмов обработки. Показано, что:

– использование процедур МКО, основанных на ОЛП с учетом одного–двух кадров предыстории, обеспечивает выделение объектов амплитудой 3 и более шагов квантования принятой шкалы (см. выше) при вероятности пропуска менее 0,1 и уровне ложной тревоги  $5 \times 10^{-5}$  (диапазон регистрации 0–256, СКО 2–6 дискрет);

– алгоритм МКО, основанный на структурном подходе, по эффективности несколько уступает ОЛП, но при этом работоспособен и при наличии на изображении блика, принадлежащего множеству  $L_b$ , при выделении объектов амплитудой 4–6 дискрет (в зависимости от динамических свойств объекта).

Сама последовательность глобальных этапов вычислений при МКО типична для задач машинного зрения и не оставляет особой свободы для оптимизации. Ресурсы снижения вычислительной сложности можно мобилизовать лишь на уровне отдельных этапов, используя известные идеи из области машинного зрения и статистическую взаимозависимость исходных и промежуточных данных при реализации алгоритма. Рассмотрим некоторые из таких возможностей [9].

На этапе согласования координатных сеток упрощения возможны за счет снижения количества привязываемых точек, точности и других параметров привязки, а также путем использования быстрых алгоритмов поиска глобального минимума.

При определении коэффициентов трехмерного фильтра линейного предсказания, обращенного в «предысторию» процесса, существенное влияние на объем вычислений оказывает выбираемый размер фрагмента. Наиболее корректно вычисление формы такого фильтра для каждой точки изображения (рекурсивные алгоритмы оценок, применяемые в систолических вычислительных структурах). Такая степень «подробности» оценок зачастую (в зависимости от формы автокорреляционной функции изображения) является избыточной, и допустимо использование единого фильтра для фрагмента выбранного размера, определяемого величиной окрестностей анализируемой точки. Наконец, на стационарных изображениях достаточно и одного фильтра на весь кадр.

Для формирования параметров адаптивного фильтра необходимо вычислить коэффициенты нормального уравнения блочно-теплицевого типа, представляющие собой результаты авто- и кросскорреляционных оценок фрагментов анализируемого и  $(n - 1)$  предыдущих кадров, а затем решить полученное матричное уравнение. Сократить число операций здесь можно лишь на структурном уровне, упрощая сам вид исходного нормального уравнения.

Другим альтернативным подходом к МКО является использование дискретных вероятностных распределений, методов математической морфологии и непараметрических статистик, существенно упрощающих этап оценивания [2].

В процессе исследований были промоделированы все перечисленные варианты формирования параметров трехмерного адаптивного фильтра. Для реализации системы МКО изображений реального времени использовался

алгоритм, построенный на разбиении изображения на фрагменты и «скачкообразном» обновлении коэффициентов фильтра при переходе от одного фрагмента к другому. При этом для обработки последовательности изображений, состоящей из двух кадров, оказывается необходимым около 200 операций на точку, что при заданных временных ограничениях соответствует вычислительной производительности 1350 Мфлопс на кадр.

4. **Архитектура аппаратно-программного комплекса МКО реального времени.** Требования к реакции на воздействие входных данных и к задержке выдачи результатов различны для разных уровней исследований в области МКО: на этапе моделирования это пакетная обработка, для рабочих станций это времена, соизмеримые с временами реакции оператора и гарантируемые так называемым «мягким» реальным временем, а на этапе аппаратной реализации это ограничения, налагаемые динамикой обрабатываемого процесса (так называемое «жесткое» реальное время). В обоих случаях реальное время должно обеспечивать определенность и предсказуемость реакции системы на внешнее воздействие. Совместимость программ «сверху вниз» («мобильность открытых систем» [16]) обеспечивает перенос моделирующих программ на этап анализа, а программ, поддерживающих анализ, – на завершающий этап реализации.

В результате проведенных исследований был выработан ряд требований к вычислительному оборудованию, работающему в реальном времени поступления данных [17]. И для рабочих станций, и для автономных устройств необходимы высокая скорость приема поступающей информации и сверхвысокое быстродействие системы в целом, большая оперативная память для хранения предыстории необработанных кадров многомерных входных данных и программная гибкость, обеспечивающая законченный цикл обработки до принятия решения. Для рабочих станций сюда же следует добавить и необходимость оперативного доступа к входным данным и промежуточным результатам вычислений для их просмотра и контроля.

Центр сбора и обработки распределенной информации (ЦСОРИ) в такой постановке приобретает очертания так называемой корпоративной сети, архитектура которой к настоящему времени достигла высокого уровня стандартизации. Традиционные подсистемы ЦСОРИ: ввод, вывод, обработка и управление – в такой архитектуре естественным образом представимы как функциональные элементы единой модели открытых систем (OSI/RM) [18]. Эти функции несут специализированные серверы: коммуникационный, вычислительный и баз данных, а равноправный доступ пользователя к ресурсам этих серверов с любого удаленного терминала поддерживается на физическом уровне коммуникационной средой.

Охарактеризуем отдельные подсистемы ЦСОРИ с точки зрения требований, предъявляемых к ним со стороны МКО.

*Ввод информации осуществляется коммуникационным сервером.* Современные радиотелекоммуникационные стандарты обеспечивают достаточную (до сотен Мбайт/с) пропускную способность радиотелеметрических каналов. Проблемой здесь, как нам представляется, является приведение приемных и передающих устройств и устройств сопряжения в соответствие с господствующими в современных телекоммуникациях стандартами.

Функция *унификации* форматов обрабатываемых изображений распределена между коммуникационным сервером и сервером *баз данных*. Первый обеспечивает измерительную унификацию данных с учетом их физически

заданной трехмерной структуры, различных типов временного протокола поступления сигналов с датчика и типов их искажений при регистрации. Задача технологической унификации – реализация так называемого «представительского» (шестого) уровня модели OSI/RF, обеспечивающего прозрачный обмен данными между узлами сети для поддержки удаленного доступа к общим базам и гибкого управления ими. Именно здесь сосредоточены главные ресурсы оперативной памяти для хранения «предыстории» межкадрового процесса.

Функции вывода в ЦСОРИ несут *рабочие станции*, оснащенные аппаратными и программными графическими средствами диалогового взаимодействия оператора с системой, а также средствами помощи оператору в принятии решения и произвольного доступа к информационным массивам на различных этапах обработки для их оперативного просмотра. В последнем случае механизм «мягкого» реального времени должен поддерживать интенсивное взаимодействие оператора с базами данных.

Современные рабочие станции представляют собой объединение высокопроизводительных компьютерных платформ и систем реального времени. В едином операционном ядре базовой платформы наиболее эффективно используются аппаратно-программные средства управления в реальном времени, испытывающие серьезные затруднения в распределенной неоднородной среде. С другой стороны, недостающие вычислительные мощности, необходимые для решения задач полноценного моделирования и анализа без участия вычислительного сервера, восполняются в рабочих станциях периферийными акселераторами, повышающими вычислительную мощность рабочих станций. Возникающая при этом некоторая потеря гибкости восполняется удешевлением вычислительных ресурсов, достигаемым концентрацией процессорных средств и средств управления в однородной технологической и программной среде.

Стремление упорядочить структурную сложность этих задач нашло свое отражение в создании трехуровневой модели машинного зрения [19]. Нижним уровнем этой модели является предварительная и линейная обработка (в более широком смысле согласованная фильтрация) – этапы, в значительной степени развивающие сложившуюся теорию и практику канонической обработки временных сигналов на изображении. На среднем и верхнем уровнях системы компьютерного зрения производится распознавание и идентификация изображения. Полученные на нижнем уровне структурные компоненты изображения объединяются на среднем уровне в кластеры, образующие «первоначальный эскиз» воспринимаемого изображения. Конечной целью обработки среднего уровня является восстановление структуры изображения (для МКО завершающий этап этого уровня – построение траектории движущегося объекта). И наконец, на верхнем этапе структура изображения, описанная символическим языком искусственного интеллекта, интенсивно взаимодействуя с базами данных и базами знаний, реализует процесс «понимания» изображения (так называемая когнитивная обработка).

Такое разбиение отражается на характере обработки: структуре данных, классе применяемых алгоритмов и, в конце концов, на адекватных архитектурах (на всех ее уровнях).

Наиболее развиты к настоящему времени алгоритмы обработки изображений поточечного и линейного уровня, которые содержат главным образом операции над векторами, построенные на компактном и аппаратно-оптими-

зированной цикле (в основном операции скалярного произведения), «гладкие» (с редко встречающимися переключениями контекста) и «длинные» (относительные потери на вход в программу и выход из нее минимальны). Подобные задачи, как правило, позволяют производить глубокую декомпозицию алгоритма обработки до фрагментов произвольной размерности низкого уровня связности. Это снижает требования к основным программным инструментам параллельного программирования. В результате такого разбиения проблема поддержки многопроцессорной конфигурации сводится к гораздо более развитой в технологии программирования суперкомпьютеров и поддерживающих их систем реальному времени проблеме многозадачности. Поточечный и линейный этапы обработки, занимающие значительную долю вычислений, связанных с обработкой изображений («массовые» вычисления), нашли целую серию удачных и алгоритмически адекватных архитектурных решений в вычислительной технике. В практике высокопроизводительных вычислений эта традиция отображена в архитектурах векторных процессоров и их пространственных аналогов – SIMD-систем.

В последние годы возобладало мнение, что такой подход упрощает задачу компьютерного зрения во всей ее полноте, включая структурную и символьную обработку среднего и верхнего уровней. В обработке такого рода жесткие SIMD-архитектуры, ориентированные на линейную обработку, теряют свою эффективность, где, благодаря гибким межпроцессорным связям, более пригодны MIMD-архитектуры. Эта тенденция, с другой стороны, стала адекватной реакцией архитекторов высокопроизводительных систем на появление мощных однокристальных универсальных процессорных элементов – суперкристаллов, построенных на RISC-архитектуре, программная гибкость которых в многопроцессорных SIMD-архитектурах оказывалась скованной.

В технике массовых вычислений достоинства обоих подходов объединяются в SIMD/MIMD-архитектуре, в которой векторный уровень поддерживается механизмами SIMD-, а структурный и логический – MIMD-технологиями [20]. Архитектура SIMD/MIMD является компромиссом между единым и множественным потоками управляющих команд в многопроцессорной системе. Первые реализуются в однородной вычислительной среде, вторые требуют тщательных и дорогостоящих мер планирования и диспетчеризации неоднородных процессов. Оптимизация вычислений при этом состоит в разделении общей программы на однородные и неоднородные компоненты с тем, чтобы выделить внутренние циклы, охватывающие большие блоки данных, а неоднородные части программы вынести на ее верхний уровень. При обработке многомерных сигналов в этой иерархии появляется цикл среднего уровня, естественным образом разделяющий переменные общей структуры данных.

**5. Практическая реализация.** Изложенные выше соображения легли в основу созданной подсистемы обработки комплекса реального времени. В качестве главных вычислительных ресурсов в системе использован массовый параллельный процессор (МПП) на платформе стандартного компьютера IBM PC Pentium MMX (166 МГц), архитектурно выполненный в идеологии SIMD/MIMD-архитектур. Описанные выше три уровня подобных архитектур обслуживаются разными подсистемами МПП: на нижнем уровне это процессорный элемент, архитектурно оптимизированный относительно обработки сигналов и несущий основную вычислительную

нагрузку, на среднем – это состоящая из процессорных элементов однородная вычислительная среда, а на верхнем – это управляющий компьютер. Параллельная надстройка, реализующая функции распределения ресурсов между подзадачами и маршрутизацию, при этом оперирует значительными блоками данных. Неоднородная часть внешнего цикла реализуется в обычной многозадачной операционной системе реального времени управляющего компьютера.

В разработке использован однокристалльный параллельный процессор обработки сигналов TMS320C40 фирмы "Texas Instruments" (TI) [21]. В дополнение к арифметическому ядру производительностью до 50 Мфлопс, полностью повторяющему предыдущий кристалл, параллельный процессор кристалла TMS320C40 содержит шесть портов ввода/вывода (пропускная способность каждого достигает 25 Мбайт/с), позволяющих создавать сложные межпроцессорные конфигурации. Такое развитие прежней однопроцессорной модели сблизило новую разработку с транспьютерной линией фирмы INMOS. Для этого кристалла написаны версии известных в мире транспьютеров программных инструментов – операционной системы HELIOS и параллельного компилятора с языка высокого уровня 3L (одноименных фирм).

В разработанном в Институте автоматизации и электротехники СО РАН многопроцессорном кластере используется пять таких кристаллов, один из которых («корневой процессор») несет функции контроля и диспетчеризации, а остальные четыре (процессоры-«листья») – основную вычислительную нагрузку; таким образом, пиковая производительность кластера составляет 250 Мфлопс, а пропускная способность – 125 Мбайт/с. Общая память кластера достигает 320 Мбайт. Сравнивая эти параметры с заданными (см. выше), приходим к выводу, что при заданных временных ограничениях решение задачи МКО обеспечивает МПП, содержащий два таких кластера.

Идеология МПП позволила решить задачу МКО достаточно простыми операционными средствами: на уровне процессорного элемента это прикладные программы реального времени, исполняемые в операционной оболочке Nucleus RTX фирмы "Accelerated Technology" [22], реализующей все необходимые механизмы межзадачного взаимодействия. На верхнем уровне управляющей платформы это MS DOS, предоставляющая для ОС Nucleus RTX, в частности, недостающие ей функции файловой системы и сетевой поддержки, а на среднем – специально созданная надстройка управления параллельными процессами, обеспечивающая автоматическое распределение вычислительных ресурсов, маршрутизацию потоков данных и глобальную синхронизацию процессов.

**Заключение.** Построена модель ИК-изображений, получаемых с геостационарных спутников, содержащая статические и динамические объекты, случайный шум, стационарный фон и нестационарные блики. На основе этой модели создан комплекс параметризованных алгоритмов, с помощью которых путем сегментации последовательности изображений осуществляется выделение слабоконтрастных динамических объектов. Проанализированы архитектуры вычислительных комплексов, близких к оптимальным с точки зрения реализации предложенных алгоритмов. На платформе компьютера IBM Pentium MMX, к ядру которого подключен массовый параллельный процессор производительностью 250 Мфлопс, создана высокопроизводительная рабочая станция, на которой произведена обработка многочислен-

ных реальных серий изображений. Созданный программно-аппаратный комплекс обеспечивает выделение подвижных малоразмерных (размером от 2–3 до 7–9 дискрет, диапазон регистрации 0–256) объектов с вероятностью обнаружения 0,95 и уровнем ложной тревоги менее  $5 \times 10^{-5}$ . На основе полученных результатов сформулированы требования к системе реального времени, обеспечивающей обнаружение такого качества в автоматическом режиме. Показано, что для изображений размером порядка 8 Мслов при потоке входных данных 2,5 Мбайт/с достаточно удвоить вычислительную производительность созданного исследовательского прототипа.

2. **Ефимов В. М., Киричук В. С., Пустовских А. И., Резник А. Л.** Методика обработки серий изображений // Автометрия. 1989. № 2. С. 23.
3. **Киричук В. С., Пустовских А. И.** Применение статистических методов в задаче оценивания стационарной части фона по серии изображений // Автометрия. 1988. № 3. С. 74.
4. **Киричук В. С., Яковенко Н. С.** Адаптивные алгоритмы поиска малоразмерных объектов на изображениях // Автометрия. 1994. № 2. С. 3.
5. **Киричук В. С., Яковенко Н. С.** Структурные алгоритмы анализа последовательности изображений // Автометрия. 1995. № 6. С. 3.
6. **Губанов А. В., Ефимов В. М., Киричук В. С. и др.** Методы оценивания взаимного смещения фрагментов цифровых изображений // Автометрия. 1988. № 3. С. 70.
7. **Кендалл М. Дж., Стьюарт А.** Статистические выводы и связи. М.: Наука, 1973. Т. 2.
8. **Леман Э.** Проверка статистических гипотез. М.: Наука, 1964.
9. **Berezovsky A. V., Kirichuk V. S., Korshever I. I., Jakovenko N. S.** Dynamic scene analysis: simulation and implementation // The 4-th Open Russian-German Workshop "Pattern Recognition and Image Analysis". Valday, Russian Federation, March 3–9, 1996.
10. **Киричук В. С.** Многоканальная линейная фильтрация // Автометрия. 1989. № 2.
11. **Кузьмин С. З.** Основы цифровой обработки радиолокационной информации. М.: Сов. радио, 1974.
12. **Зверев А. И., Красильщиков М. Н., Кудряшов С. В.** Распознавание типов объектов и прогнозирование их движения по результатам малоинформационных измерений, реализуемых автономными средствами наблюдения // Изв. РАН. Техн. кибернетика. 1993, № 6; 1994, № 1.
13. **Найт У. С., Придэм Р. Г., Кэй С. М.** Цифровая обработка сигналов в гидролокационных системах // ТИИЭР. 1981. 69, № 11.
14. **Иванов В. А.** Моделирование корреляционного сопровождения объектов в реальном времени // Автометрия. 1991. № 3. С. 24.
15. **Ансимов Б. А., Кудрявцев В. Д., Злобин В. К.** Распознавание и цифровая обработка изображений. М.: Высш. шк., 1983.
16. **Васьков С. Т., Вьюхин В. Н., Коршенев И. И.** Открытые системы реального времени // Науч.-техн. сб. «Информатика и вычислительная техника». М., 1995. № 1–2.

17. **Васьков С. Т., Коршевер И. И.** Функциональные профили научных исследований // Вычислительная техника и информатика. 1998. № 2.
18. **Щербо В. К., Козлов В. А.** Функциональные стандарты в открытых системах. М.: МЦТИ. 1997.
19. **Март Дж.** Зрение: информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов. М.: Радио и связь, 1987.
20. **Leiserson С. Е.** Fat-trees: Universal networks for hardware – efficient supercomputing // IEEE Trans. on Comput. 1985. C-34(10). P. 892.
21. **Texas Instruments:** Fourth-Generation TMS320C4x User's Guide, 1991.
22. **Nucleus RTX Real-Time Software.** USA: Reference Manual, by Accelerated Technology Inc., 1994.

*Поступила в редакцию 26 января 1998 г.*

---

---

**Реклама продукции в нашем журнале – залог Вашего успеха!**