

На рис. 1 квадратиками отмечены места, в которых анализировалась текстура. Справа эти фрагменты показаны в увеличенном масштабе. Размеры фрагментов  $300 \times 300$  мкм ( $400 \times 400$  отсчетов дискретного раstra сканирования). Число снимаемых точек  $40 \times 40$ .

На рис. 2 верхний левый фрагмент соответствует отмеченному (месту) на рис. 1, затем по порядку (слева направо и сверху вниз) показаны фрагменты, сдвинутые по сравнению с исходным на 10, 200 и 400 отсчетов раstra вдоль оси X; два последних фрагмента смещены соответственно на 200 и 400 отсчетов вдоль оси Y. Тест-статистики  $t^2$  для всех отмеченных фрагментов (при сравнении их с первым) не выходили за доверительный интервал  $(-3, +3)$ . Все фрагменты можно считать текстурно-однородными.

На рис. 3 значимое отличие было зарегистрировано для 3-го фрагмента, сдвинутого на 100 отсчетов дискретного раstra вдоль оси X ( $t^2 = 4,2$ ).

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Космические исследования земных ресурсов. М., Наука, 1976.
2. Аэрокосмические исследования Земли. Методы обработки видеоинформации с использованием ЭВМ. М., Наука, 1978.
3. Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural Features for Image Classification.—IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1973, vol. SMC-3, N 11, p. 610—621.
4. Weszka J. S., Dyer Ch. R., Rosenfeld A. A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification.—IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, 1976, vol. SMC-6, N 4, p. 269—285.
5. Добрушин Р. И. Описание случайного поля при помощи условных вероятностей и условия его регулярности.—Теория вероятностей и ее применение, 1968, т. 13, № 2, с. 201—229.
6. Аверинцев М. Б. О способе описания случайных полей с дискретным параметром.—Проблемы передачи информации, 1970, т. 6, вып. 2, с. 100—108.
7. Spitzer F. Markov Random Fields and Gibbs Ensembles.—The Amer. Math. Monthly, 1971, vol. 78, N 2, p. 142—154.
8. Престон К. Гиббсовские состояния на счетных множествах. М., Мир, 1977.
9. Besag J. Spatial Interaction and the Statistical Analysis of Lattice Systems.—J. of the Royal Statist. Soc. Ser B, 1974, vol. 36, N 2, p. 192—224.
10. Кендалл М., Стьюарт А. Статистические выводы и связи. М., Наука, 1973.
11. Большой Л. Н. О преобразовании случайных величин.—Теория вероятностей и ее применение, 1959, т. IV, вып. 2, с. 136—149.

Поступила в редакцию 4 октября 1979 г.

УДК 3 : 681.7.014.3

М. С. АЛЯВДИН, С. Л. ГОРЕЛИК, Б. М. КАЦ,  
Е. Г. МИХЕЛЕВИЧ, В. С. НОЩЕНКО, А. И. ОФИН

(Ленинград)

#### КОРРЕЛЯЦИЯ С ЭТАЛОНОМ — ЭФФЕКТИВНЫЙ МЕТОД ВЫЯВЛЕНИЯ АНИЗОТРОПНЫХ СВОЙСТВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

При автоматическом анализе изображений необходимо уметь измерять характеристики, являющиеся признаками при классификации, в качестве которых в зависимости от задачи могут быть использованы как свойства, характеризующие все изображение в целом, так и свойства, характеризующие отдельные объекты. В случае анализа текстурных изоб-

ражений, когда объект не может быть определен однозначно, а форма объектов носит случайный характер, предпочтение следует отдать статистическим характеристикам. Такие характеристики можно получить непосредственно по исходному изображению и после его преобразований.

Измерение любых статистических характеристик связано с усреднением некоторых свойств изображения. Эта задача в известном смысле противоречива: с одной стороны, выборка должна быть достаточно представительной, с другой — излишнее усреднение может привести к потере информации о локальных свойствах изображения.

Пусть для заданного уровня достоверности определен объем представительной выборки. Тогда, если при многократных измерениях, каждое из которых сопоставлено с определенной областью изображения, вариация получаемых оценок статистически значима, изображение считается пространственно-неоднородным относительно измеряемых характеристик. Задача выделения статистически однородных относительно некоторого признака областей изображения часто является важным этапом их анализа, предшествующим этапу окончательной классификации [1].

Частным случаем пространственной неоднородности изображения является анизотропия, определяемая как статистически значимая зависимость оцениваемых характеристик от угловой координаты. Так, например, при анализе снимков облачных полей, классы которых различаются характером своей неоднородности, оценка анизотропии проводилась на основе анализа автокорреляционной функции [2, 3].

Анизотропию изображения можно количественно охарактеризовать также по функции взаимной корреляции с анизотропным эталоном, например прямой. Вычисление этой функции может быть выполнено на основе метода неточечных отображений [4, 5].

Метод заключается в сопоставлении каждой точке исходного изображения гиперповерхности в пространстве параметров, определяемой уравнением эталона на плоскости изображения. Корреляционная функция в пространстве параметров строится за счет накопления отсчетов в точках, определяемых этой гиперповерхностью. Для случая корреляции с прямой метод неточечных отображений наиболее эффективен при задании прямой уравнением

$$\rho = x \cos \varphi + y \sin \varphi, \quad (1)$$

где  $(x, y)$  — точка на плоскости изображения,  $\rho$  — расстояние от начала координат до прямой на плоскости изображения, а  $\varphi$  — угол наклона прямой к горизонтальной оси.

Функция корреляции с прямой вычисляется по формуле

$$K(\rho, \varphi) = \sum_L B(x, y), \quad (2)$$

где  $L$  — множество точек изображения, принадлежащих прямой с параметрами  $\rho$  и  $\varphi$ , т. е.  $L = \{(x, y) : \rho = x \cos \varphi + y \sin \varphi\}$ , а значение функции  $B(x, y)$  в точке  $(x, y)$  представляет собой отсчет изображения в этой точке.

Реализация формулы (2) на ЭВМ заключается в переборе некоторых выбранных значений  $\varphi$  для каждой точки  $(x, y)$  исходного изображения, вычислении  $\rho$  по формуле (1) и в добавлении значения  $B(x, y)$  к соответствующему элементу матрицы  $K(\rho, \varphi)$ . Описанная выше процедура эквивалентна фильтрации изображения анизотропным фильтром, осуществляющим суммирование значений функции  $B(x, y)$  по различным направлениям.

С точки зрения оценки анизотропии представляет интерес также функция взаимной корреляции изображения с более сложным эталоном, например с эталоном типа рецептивного поля Хьюбеля. Вычисление такой

функции сводится к дополнительному выполнению простейших арифметических операций, вытекающих из равенства проводить вычисления, определенные равенством (3). Поскольку рассматриваемые операции линейны, то к аналогичному результату можно прийти, вычисляя взаимную корреляцию линии переменной ориентации с контурным изображением, полученным из исходного путем соответствующей предварительной обработки высокочастотным фильтром, являющимся аппаратурным аналогом рецептивного поля, реагирующего на линию заданной ориентации [6].

При анализе корреляционной функции (2) необходимо учитывать, что дискретизация и ограниченный формат исходного изображения, а также дискретизация пространства параметров  $(\rho, \varphi)$  приводят к тому, что в формировании различных отсчетов корреляционной функции участвует разное количество отсчетов исходного изображения. Это определяет особенности нормировки корреляционной функции и ее дальнейший анализ. Нормировочную функцию  $K_\varphi(\rho, \varphi)$  (рис. 1) можно получить, обработав по вышеизложенному алгоритму с теми же параметрами фоновое изображение постоянной яркости. Нормированная корреляционная функция имеет вид

$$r(\rho, \varphi) = K(\rho, \varphi) / K_\varphi(\rho, \varphi). \quad (4)$$

В дальнейшем при работе с корреляционной функцией  $r(\rho, \varphi)$  нужно учитывать различную достоверность ее отсчетов. Можно считать, что дисперсия нормированной корреляционной функции в каждой точке пространства параметров  $(\rho, \varphi)$  обратно пропорциональна значению нормировочной функции  $K_\varphi(\rho, \varphi)$ . При большом числе элементов исходного изображения достоверность отсчетов корреляционной функции можно повысить, увеличивая шаг дискретизации в пространстве параметров. Из-за ограниченности формата изображения на его краях, когда число элементов, коррелирующих с линией, мало, отсчеты корреляционной функции становятся недостоверными и далее не рассматриваются.

Описанный подход к анализу текстурных изображений был реализован в системе обработки изображений для ЭВМ «Минск-32». Были обработаны десять типичных фотографий облачных полей (рис. 2) (пять перистой (б) и пять высококучевой (а) облачности). Оба класса облачности характеризуются наличием анизотропии, но в случае высококучевых облаков она более сильно выражена во всех изображениях. Кроме того, этот класс изображений отличается наличием периодичности в анизотропном направлении. Для каждого из них были вычислены нормированные корреляционные функции  $r(\rho, \varphi)$  при девяти значениях  $\varphi$  на промежутке  $(0, \pi)$  и шаге дискретизации по  $\rho$ , соответствующем одному элементу изображения.

Анизотропию исходного изображения должна характеризовать зависимость этой функции или ее функцио-

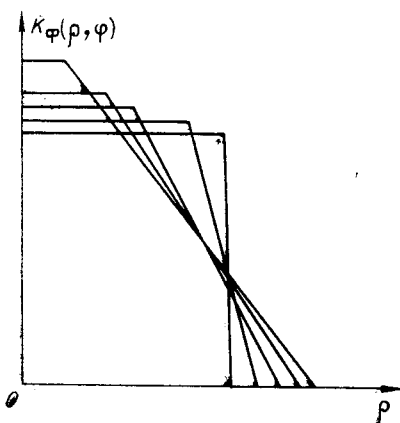


Рис. 1. Семейство нормировочных функций  $K_\varphi(\rho, \varphi)$ .

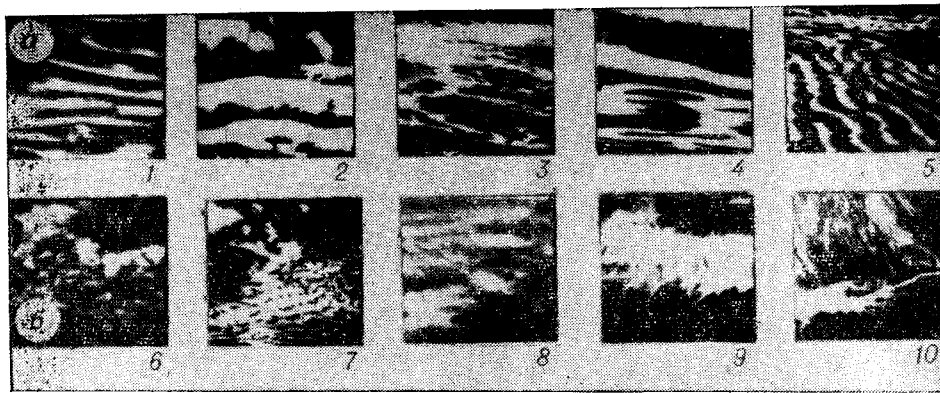


Рис. 2. Анализируемые изображения облачных полей.

нала от  $\varphi$ . В качестве такого функционала, характеризующего анизотропию в направлении, определяемом углом  $\varphi$ , была выбрана дисперсия  $D(\varphi)$  функции  $r(\rho, \varphi) = \text{const}$ . Тогда анизотропию изображения в целом можно описать отношением

$$A = \frac{\max_{(i)} D(\varphi_i)}{\min_{(i)} D(\varphi_i)}$$

Значения этого отношения для обработанных изображений приведены в таблице.

Для изображений с большим значением параметра  $A^*$  направление  $\varphi^*$ , на котором дисперсия  $D(\varphi)$  достигает максимума, соответствует визуально наблюдаемому преимущественному направлению ориентации облачных гряд.

Поскольку среди изображений перистой облачности также есть и анизотропные, отношение дисперсий  $A$  не является признаком, разделяющим классы перистой и высококучевой облачности. Для их разделения можно воспользоваться периодичностью гряд высококучевых облаков. Автокорреляционная функция  $r(\rho, \varphi)$  по параметру  $\rho$  (рис. 3)

$$R(p, \varphi) = \int_{-\infty}^{+\infty} r(\rho, \varphi) r(\rho - p, \varphi) d\rho$$

( $p$  — параметр сдвига) отражает существенную периодичность исходного изображения, а число локальных экстремумов автокорреляционной функции  $n_A$  характеризует ее количественно. В таблице приведены значения

Тип облачности	Высококучевая					Перистая				
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Номер изображения										
$A$	7,3	13,1	7,4	4,8	4,3	1,7	2,7	26,0	2,2	8,5
$n_A$	15	9	9	11	15	3	1	3	5	7
$M\{n_A\}$	12					4				
$D\{n_A\}$	9					5				

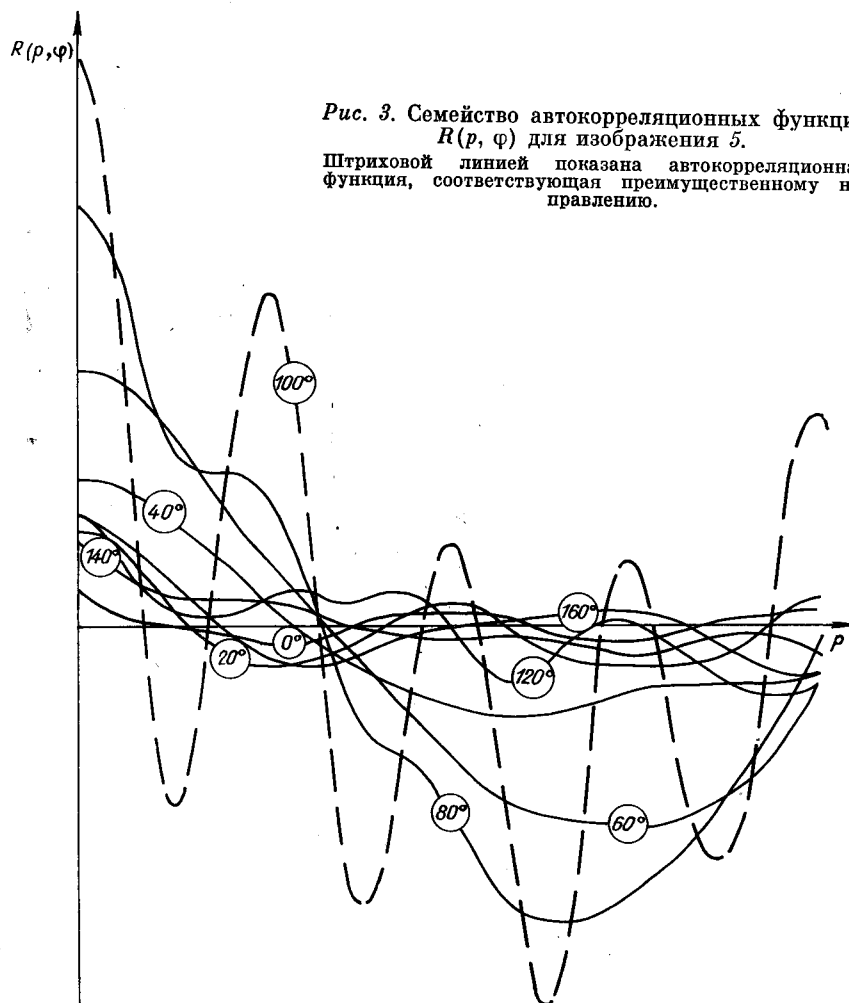


Рис. 3. Семейство автокорреляционных функций  $R(p, \varphi)$  для изображения 5. Штриховой линией показана автокорреляционная функция, соответствующая преимущественному направлению.

этого признака для исследуемых изображений, а также его средние значения и дисперсии для классов перистой и высококучевой облачности.

Предложенный подход позволяет оценивать не только анизотропные свойства изображения в целом, но и определять участки с различной степенью анизотропии. При наличии в изображении протяженных объектов можно находить направление их преимущественной ориентации. Будучи примененным к отдельным объектам этот метод дает возможность построить новое описание их формы, используя методы интегральной геометрии [7]. Отметим также, что в данном случае представляется возможность исследования тонкой структуры изображений путем анализа сечений функции  $B(x, y)$  в различных направлениях.

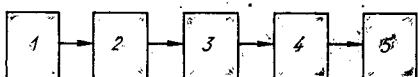


Рис. 4. Структурная схема системы для автоматического измерения взаимной корреляции:

1 — телевизионная камера, 2 — аналого-цифровой преобразователь, 3 — цифровой рекурсивный фильтр, 4 — специализированный вычислитель, 5 — оперативное запоминающее устройство.

Основным достоинством рассмотренного метода анализа текстур является однократный просмотр исходного изображения и сравнительно небольшой объем требуемой оперативной памяти. Это обуславливает эффективность его реализации на ЭВМ, а также в автоматических цифровых телевизионных системах. Пример организации такой системы, работающей в вещательном стандарте разложения, представлен на

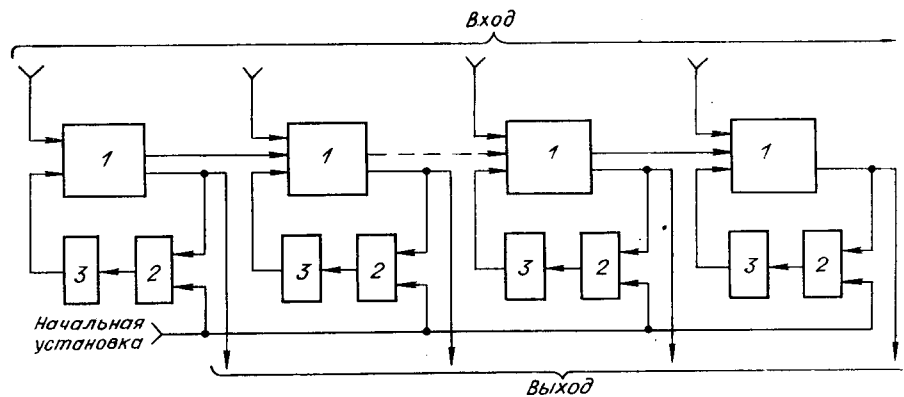


Рис. 5. Структурная схема цифрового фильтра:  
1 — одноразрядный комбинационный сумматор, 2 — схема совпадения, 3 — регистр сдвига.

рис. 4. Вычисление значений  $K(\rho, \varphi)$  проводится в ней с помощью цифровых рекурсивных фильтров, каждый из которых накапливает значения  $B(x, y)$  в одном из фиксированных направлений ( $\varphi$ ). Цифровой рекурсивный фильтр представляет собой (рис. 5) ряд последовательно включенных по шине переноса ( $P$ ) одноразрядных комбинационных сумматоров. Выходной сигнал суммы ( $S$ ) каждого такого сумматора через последовательно включенные схему совпадения и регистр сдвига подается на вход этого же сумматора. Время задержки регистра  $T_s$  определяет направление, в котором осуществляется накопление значений  $B(x, y)$ . При построчном разложении изображений угол  $\varphi$  наклона линий (рис. 6), вдоль которых проводится накопление, выражается следующим образом:

$$\varphi = \arctg (\Delta x / \Delta y),$$

где  $\Delta y$  — шаг дискретизации в направлении оси  $y$ ;  $\Delta x$  — проекция на ось  $x$  отрезка прямой, соединяющего две соседние точки.

Положив  $\Delta y = 1$  и учитывая, что  $\Delta x \sim (T_s - T_c)$ , где  $T_c$  — время разложения одной строки, получим

$$\varphi = \arctg (T_s - T_c).$$

При  $\varphi = \pi/2$  задержка регистра выбирается равной длительности одного элемента разложения  $\tau_s$ .

При поступлении в моменты времени  $t_i$  на входные шины таких фильтров кода, соответствующего значению яркости в каждой точке  $(x_i, y_i)$  изображения, на выходных шинах в моменты времени  $t_i + (K-1) \times T_s$ , где  $K=1, 2, \dots$ , будут вырабатываться коды, соответствующие суммарной яркости  $K$  точек исходного изображения, выбранных в соответствующем направлении (см. рис. 6).

Максимальное число разрядов цифрового рекурсивного фильтра определяют из условия яркости  $m = \log_2 zn$ , где  $n$  — число разрядов квантования видеосигнала,  $z$  — число строк разложения. По окончании развертки полного кадра изображения накопленные значения  $K_\varphi(\rho)$  переписываются в ОЗУ и все фильтры обнуляются. Так как каждый цифровой рекурсивный фильтр имеет память, то можно в ОЗУ записывать не сами значения функции  $K_\varphi(\rho)$ , а функции от нее, полученные по одному из описанных алгоритмов. Для этого между выходами рекурсивных фильтров и входами ОЗУ включают специализированный вычислитель, осуществляющий необходимые операции во время обратного хода по кадру.

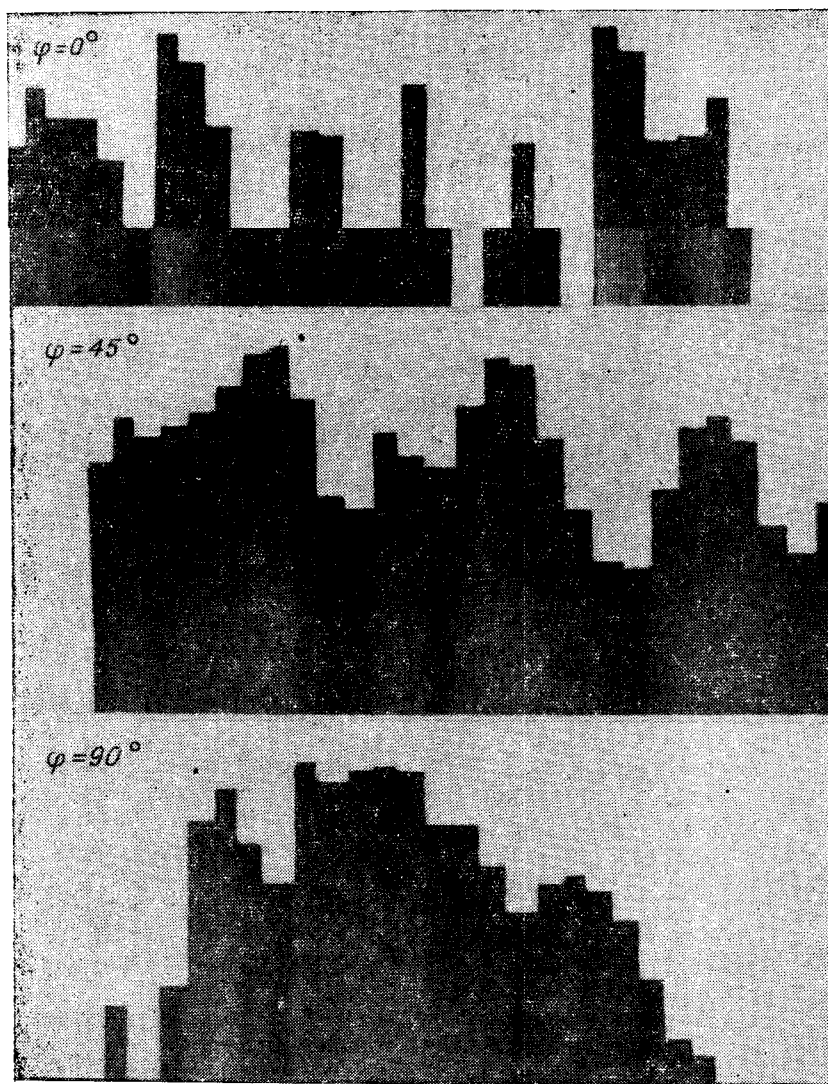


Рис. 6. Гистограммы функций  $K_\varphi(\rho)$  изображения 5, полученные аппаратным путем.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Горьян И. С., Кац Б. М., Цуккерман И. И. Выделение статистически однородных участков изображений.— В кн.: Иконика. Цифровая голография. Обработка изображений. М., Наука, 1975.
2. Горьян И. С., Кац Б. М., Цуккерман И. И. Исследование статистики изображений с помощью цифровых вычислительных машин.— Вопросы радиоэлектроники. Сер. Техника телевидения, 1971, вып. 4.
3. Завалишин Н. В., Мучник И. Б., Шейнин Р. Л. Автоматическая классификация текстурных изображений.— Автоматика и телемеханика, 1975, № 2, с. 95—103.

4. Duda R. O., Hart P. E. Use of the Hongn Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures.— Communications of the ACM, 1972, vol. 15, N 1.
5. Горелик С. Л., Пинцов В. А., Пинцов Л. А. Применение метода неточечных отображений к распознаванию образов.— Автометрия, 1975, № 6.
6. Сантало Л. А. Введение в интегральную геометрию. М., Изд-во ИЛ, 1956.
7. Межов Ф. Д., Серединский А. В., Цуккерман И. И. Телевизионные модели некоторых рецетивных полей. Проблемы физиологической оптики. Т. 13. Механизмы кодирования зрительной информации. М., Наука, 1966, с. 136—141.

*Поступила в редакцию 2 июня 1979 г.*

УДК 552.62 : 681.335

Ю. Ю. БАЛЕГА, А. Н. КАСПЕРОВИЧ, Ю. А. ПОПОВ,  
Н. Н. СОМОВ, А. Ф. ФОМЕНКО  
(Нижний Архыз — Новосибирск)

## ЦИФРОВАЯ СИСТЕМА НАКОПЛЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ТЕЛЕВИЗИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ АСТРОФИЗИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ

**Введение.** Применение телевизионных систем в астрономии для регистрации изображений малой яркости дает ряд преимуществ перед фотографическими методами. В полной мере эти преимущества реализуются с помощью цифровых систем сбора данных, обладающих высоким быстродействием и достаточным большим объемом памяти. Скорость ввода и память современных ЭВМ недостаточны для операций с телевизионным кадром в реальном времени. Для решения некоторых практических задач астрофизики эти трудности удастся обойти путем создания специализированных быстродействующих систем [1, 2].

В Специальной астрофизической обсерватории АН СССР совместно с Институтом автоматизации и электрометрии СО АН СССР разработана быстродействующая автоматизированная система накопления и обработки телевизионных изображений с форматами кадра  $256 \times 256$  и  $128 \times 512$  элементов. Система способна регистрировать телевизионные изображения при частоте кадров 60 или 30 Гц с экрана электронно-оптического преобразователя (ЭОП), используемого в качестве предварительного усилителя яркости как в режиме аналогового сигнала, так и в режиме счета отдельных фотонов, а также выполнять арифметические и логические операции с этими изображениями.

**Блок-схема системы и организация накопления.** На рис. 1 представлена блок-схема системы накопления и анализа изображений. Изображение, яркость которого усилена ЭОП, сканируется высокочувствительной телевизионной трубкой. Видеосигнал с трубки поступает на вход 5-разрядного аналого-цифрового преобразователя (АЦП) (если применяется аналоговый режим регистрации) или на вход устройства синхронного определения центров вспышек (когда ведется счет фотонов). Преобразованное в цифровую форму изображение вводится в быструю систему накопления (БСН). В памяти системы объемом  $64 \text{ К}$  12-разрядных слов осуществляется накопление изображения либо сложением кадров, либо добавлением единиц по адресам, найденным устройством определения центров фотонных вспышек. Содержимое памяти через цифроаналоговый преобразователь (ЦАП) поступает на монитор. Для передачи управляющих команд и обмена информацией система связана с ЭВМ «Электрони-