

ISSN 0536-101X

# ИЗВЕСТИЯ

ВЫСШИХ УЧЕБНЫХ ЗАВЕДЕНИЙ



## ГЕОДЕЗИЯ И АЭРОФОТОСЪЕМКА



№3

МОСКВА

2001

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
ГЕОДЕЗИИ И КАРТОГРАФИИ

**КОСМИЧЕСКАЯ СЪЕМКА. АЭРОФОТОСЪЕМКА  
И ФОТОГРАММЕТРИЯ**

УДК 528.711.1(202)

Центральный научно-исследовательский  
институт «Комета»  
Член-корр., профессор, доктор техн. наук *В.Г.Бондур*  
Московский государственный университет  
геодезии и картографии  
Аспирант *С.А.Старченков*

**МЕТОДЫ И ПРОГРАММЫ ОБРАБОТКИ  
И КЛАССИФИКАЦИИ АЭРОКОСМИЧЕСКИХ  
ИЗОБРАЖЕНИЙ**

*Введение*

Одним из важнейших условий широкого использования результатов дистанционного зондирования (ДЗ) различных объектов окружающей среды является наличие эффективных методов, алгоритмов и развитых пакетов программ обработки больших массивов данных [1—6].

В настоящее время для обработки данных ДЗ используются в основном зарубежные пакеты программ для персональных ЭВМ и рабочих станций, такие как ERDAS Imagine, ERMapper, IDRISI и др. [7—9]. Однако эти пакеты ориентированы, как правило, на проведение предварительной обработки изображений путем преобразования их в форму, удобную для последующего визуального дешифрирования. Для автоматизированного выделения интересующих исследователя объектов окружающей среды на аэрокосмических изображениях, а также расчета параметров этих объектов необходимо использовать не только процедуры улучшения качества изображений, но и алгоритмы классификации и вычисления значимых характеристик среды по различным информативным признакам [3—6].

Предлагаемое программное обеспечение (ПО) создавалось на основе разработанных в ЦНИИ «Комета» методов обработки информации. В нем реализованы как алгоритмы классической теории цифровой обработки информации [10—22], так и оригинальные алгоритмы, предназначенные для автоматического дешифрирования изображений по выбранным информативным признакам (энергетическим, пространственно-частотным, геометрическим, топологическим и т.п.), а также алгоритмы определения значимых параметров среды по данным ДЗ [3—6, 23—30].

### *1. Структура программного обеспечения*

Функционально предлагаемое ПО состоит из двух основных программных пакетов: предварительной обработки изображений (рис. 1); статистического анализа и классификации объектов по информативным признакам изображений (рис. 2).

Помимо этого в состав ПО входит специальная сервисная программа, позволяющая формировать массивы информативных признаков. Пакет программ предварительной обработки изображений включает в себя следующие основные и вспомогательные блоки:

- ввода изображений, обеспечивающий ввод различных типов изображений с помощью внешних устройств, их накопление и хранение;
- хранения изображений, обеспечивающий накопление информации в компьютере на стандартных устройствах;
- определения и загрузки изображений, в котором реализованы процедуры ввода цифровых данных в программную среду предварительной обработки;
- записи и стирания изображений, предоставляющие возможность записи изображений в файл и удаления загруженного изображения из программной среды;
- удаления файлов изображений с жесткого диска компьютера;
- предварительной обработки изображений, позволяющая производить геометрические и арифметические операции над изображениями, а также различные процедуры фильтрации;
- преобразования изображений, в составе которого реализованы различные типы интегральных преобразований над изображениями (Фурье, Хартли, Адамара и др.);



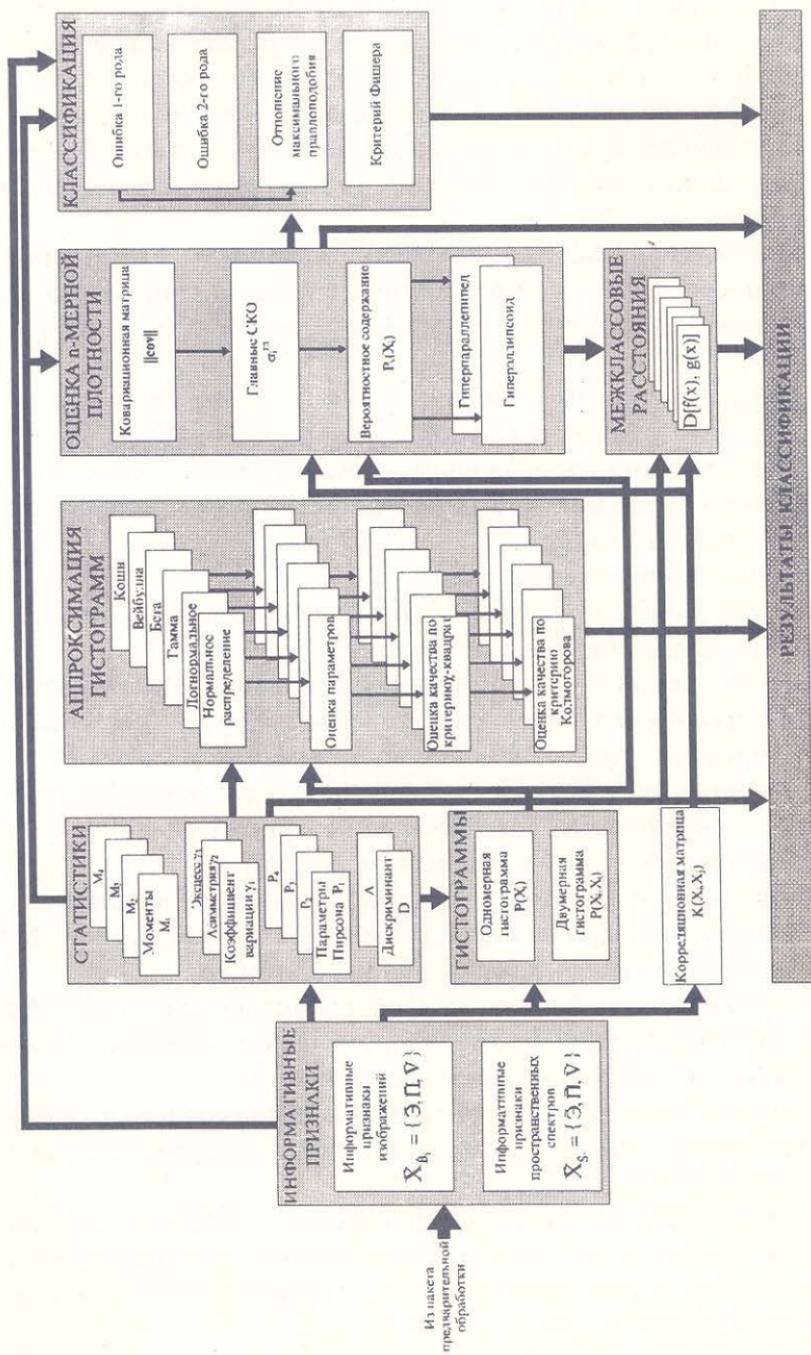


Рис. 2. Блок-схема пакета программ статистического анализа и классификации объектов

— расчета информативных признаков изображений, с помощью которого производится расчет трех классов информативных признаков: яркостных, интегральных и моментов инерции, необходимых для решения различных тематических задач;

— построения гистограмм распределения яркости изображений и улучшения качества изображений на основе трансформации гистограммы;

— построения графиков, позволяющий строить одномерные распределения яркости изображения вдоль заданного направления, а также представлять изображения в аксонометрической проекции;

— настройки экрана, с помощью которого производится выбор оптимального отображения данных на дисплее (сервисный блок);

— визуализации изображений, обеспечивающий вывод изображений на экран монитора в соответствии с настройками экрана (сервисный блок);

— печати изображений.

В состав пакета программ статистического анализа и классификации входят следующие блоки:

— ввода массивов информативных признаков, обеспечивающий считывание массивов информативных признаков (выборки), сформированных сервисной программой;

— расчета статистик, обеспечивающий получение основных статистических параметров, характеризующих выборку информативных признаков, и построение гистограммы;

— аппроксимации гистограмм, обеспечивающий аппроксимацию гистограмм информативных признаков стандартными распределениями и оценку качества аппроксимации;

— оценки  $n$ -мерной плотности, обеспечивающий построение гиперпараллелепипедов и гиперэллипсоидов, а также расчет вероятностного содержания  $n$ -мерных функций;

— расчета межклассовых расстояний, реализующий процедуры кластерного анализа, в частности процедуры расчета межклассовых расстояний;

— классификации, позволяющий производить распознавание образов в одно- и двумерном пространстве признаков с использованием различных критериев, а также проводить расчет ошибок классификации.

## 2. Ввод изображений

Изображения, полученные от различных датчиков ДЗ (фотографические и оптико-электронные сканеры, радиолокаторы бокового обзора и с синтезированием апертуры и др.), с помощью планшетных, барабанных или проекционных сканеров преобразуются в цифровую форму (если они изначально не были сформированы в цифровом виде), записываются на жесткий диск с компьютера в виде файлов растровых изображений в форматах PCX, TIFF и ASCII. Разрядность изображений должна составлять 8 бит/пиксел. Изображения могут загружаться также с других периферийных устройств, например, с устройств чтения компакт-дисков, флоппи-дисководов и т.п.

Для удобства работы оператора в ПО предварительной обработки предусмотрены сервисные функции, такие как вывод изображений на дисплей, запись, стирание, печать изображений, настройка цвета меню и видеорежима. Встроенный макроязык позволяет ускорить автоматизированную обработку в том случае, если одинаковые процедуры используются для серии изображений.

Для ввода данных непосредственно в программную среду имеется блок загрузки изображений. При этом применяется алгоритм определения изображения, предназначенный для выделения необходимого объема памяти в вычислительной системе, в которой будет размещено изображение, вводимое с внешних устройств или непосредственно с выхода дистанционной аппаратуры через устройство оцифровки аналогового сигнала (видеопроцессора). Выделенная память используется при дальнейшей работе с программой под внутренним именем. Алгоритм обеспечивает расчет объема памяти для дискретного изображения  $V(n_x, n_y)$  по формуле [10]:

$$V = N_x \times N_y \times B_{x,y} \quad (1)$$

где  $N_x, N_y$  — размерность изображения;  $B_{x,y}$  — значение яркости для каждого пиксела в байтах.

## 3. Предварительная обработка изображений

Изображения, загруженные в программную среду, подвергаются предварительной обработке, основными целями которой являются выделение областей интереса, повышение контраста,

подавление шумов, выделение контуров и т.п. Для этого изображения или их фрагменты передаются в блок обработки, состоящий из трех функциональных частей — геометрических преобразований, фильтрации и арифметических операций.

В программном блоке геометрических функций осуществляются повороты изображений на угол от 0 до 360°, масштабирование, а также создаются геометрические объекты на изображении. Процедуры создания геометрических объектов предназначены для создания изображений различных простых геометрических фигур (точек, линий, прямоугольников и окружностей), которые применяются для синтезирования тестовых изображений.

В блоке фильтров осуществляются различные типы операций, к которым прежде всего относится свертка с маской [10, 25, 26]:

$$B_{x,y}^{\text{вых}} = \left[ \frac{\sum_{i=1}^q \left( \sum_{j=1}^q f_{ij} B_{ij} \right)}{Z} \right], \quad (2)$$

где  $B_{x,y}^{\text{вых}}$  — значение выходного пикселя изображения;  $q$  — размерность массива маски;  $f_{ij}$  — значение коэффициента маски;  $B_{ij}$  — значение пикселя исходного изображения, соответствующее  $f_{ij}$ ;  $Z$  — сумма коэффициентов маски ( $Z$  выбирается равным 1, если сумма равна 0).

Значения коэффициентов маски задаются оператором. Свертка с маской позволяет осуществлять высоко- и низкочастотную фильтрацию с целью подавления шумов, повышения резкости и контрастности изображения. При этом производится повышение контраста изображения путем свертки с маской, реализующей высокочастотный фильтр, согласно формуле (2).

Кроме того, в этом блоке выполняются:

— контурная фильтрация с использованием различных операторов для выделения перепадов яркости (нелинейного оператора Собела с окном 3×3 элемента, нелинейного оператора двумерного дискретного дифференцирования Робертса и нелинейного оператора Лапласа, основанного на гомоморфной обработке изображений [10, 12, 24—26]);

— медианная фильтрация с использованием скользящего квадратного окна, охватывающего нечетное число элементов изображения (от  $3 \times 3$  до  $21 \times 21$ ) [10, 12, 24—26];

— пороговая фильтрация [24, 26].

Блок арифметических функций позволяет осуществлять ряд математических операций над изображениями, таких как задание уровня яркости изображения, сложение, вычитание, перемножение и деление изображений, в качестве которых могут выступать изображения, полученные в разных спектральных каналах, нахождение модуля разности двух изображений, вычисление логарифма, квадратного корня и квадрата изображения и т.п. [24, 26].

Улучшение качества изображения возможно также на основе видоизменения гистограмм распределения яркостей. Для этого в программном комплексе предусмотрено два вида операций: изменение контраста на основе линейного преобразования гистограммы — растяжение динамического диапазона и эквализация — приведение гистограммы распределения яркостей исходного изображения к равномерному распределению [10, 24—26].

В ходе выполнения вышеописанных операций пользователь может выводить на монитор результаты предварительной обработки в режимах градаций серого и в режиме псевдоцветов, а также осуществлять анализ одномерных реализаций изображений, для чего используется блок построения графиков. Предусмотрен также просмотр изображений в аксонометрической проекции.

Некоторые примеры обработки приведены на рис. 3 и 4. Так, на рис. 3, *а, б* демонстрируются примеры выделения загрязнений морской поверхности по радиолокационным изображениям. На рис. 3, *в* показаны возможности пакета по представлению двумерных данных в аксонометрической проекции. Изображение морской поверхности со сликовыми полосами и его двумерный пространственный спектр приведены на рис. 3, *г*. Рис. 4 демонстрирует возможности программного пакета для построения гистограмм изображений и распределений яркости вдоль выбранных направлений (*а*), расчета информативных признаков изображений (*б*) и пример обработки многоспектрального изображения (*в*).

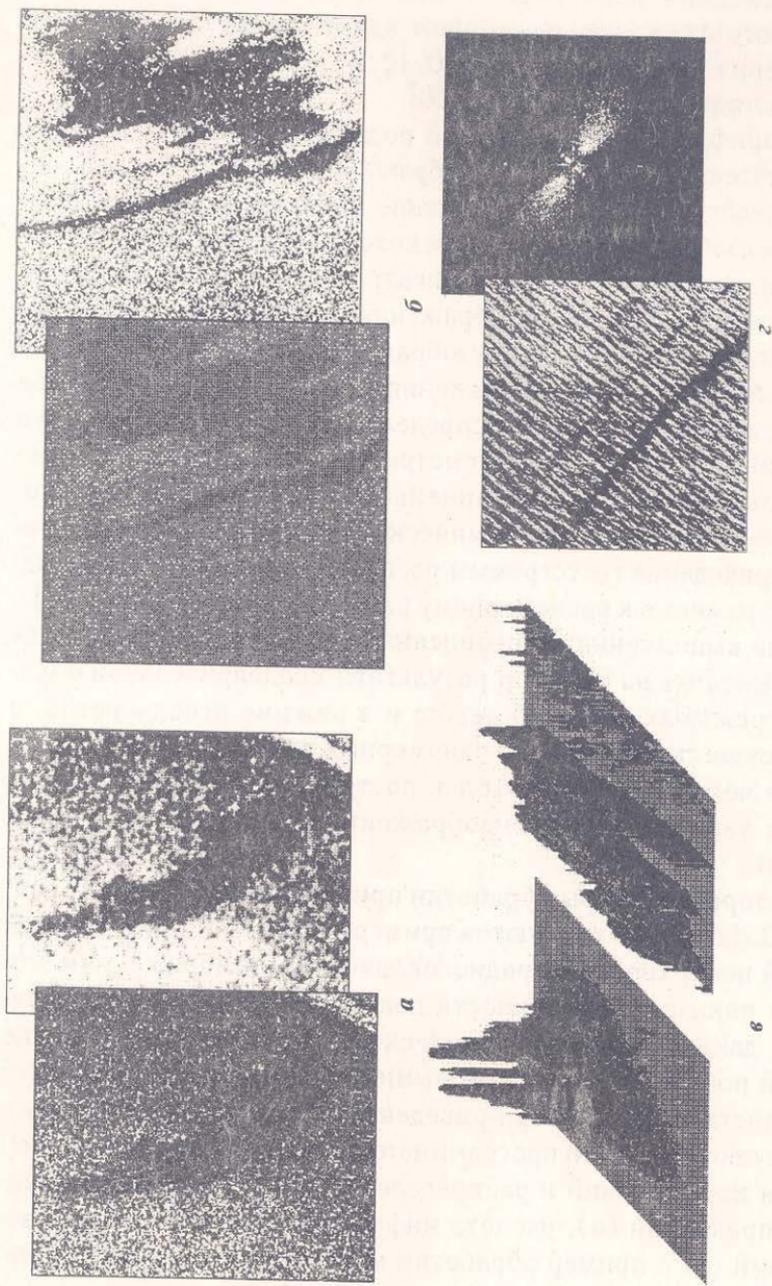


Рис. 3. Примеры результатов работы пакета программ предварительной обработки изображений: *a, б* — выделение аномалий на радиолокационных изображениях; *в* — представление изображений в аксонометрической проекции; *г* — фотоизображение морской поверхности и его двумерный пространственный спектр

Характеристики изображения

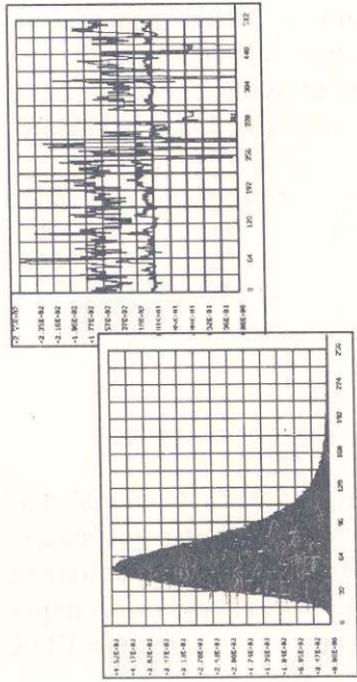
Имя изображения: z  
 Численные отсчеты: -1  
 Якобские признаки:  
 Среднее: 1.0E7115E+02  
 2.1E6555E+03  
 2.671443E+05  
 x = 229 y = 9  
 x = 229 y = 0  
 y = 232

Центр тяжести: 2.550000E+02  
 0.000000E+00  
 1/2 = 192

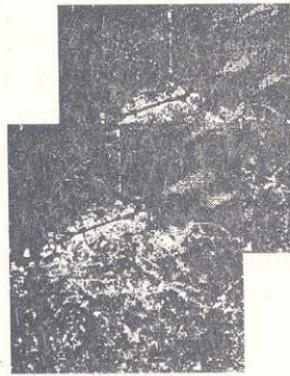
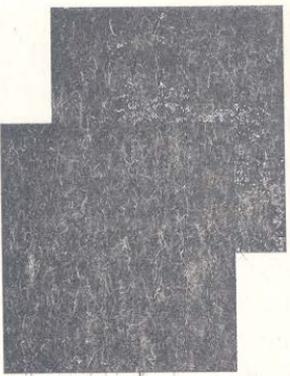
И-тервальные признаки:  
 Момент 00: 2.849306E-07  
 Момент 10: 5.471592E-09  
 Момент 02: 6.044231E+11

Моменты инерции: 2:  
 1: 7.07472E+11  
 2: 3.916956E+11  
 1.172931E+02

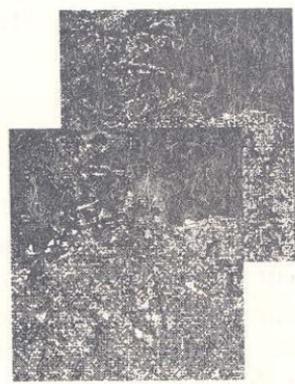
Рмакс: 1.566999E+02



б



а



б

Рис. 4. Примеры результатов работы пакета программ предварительной обработки изображений: а — гистограмма распределения яркости изображения и одномерные распределения яркости изображения вдоль заданного направления; б — окно с результатами расчетов информативных признаков изображения; в — многоспектральное изображение и его представление в псевдоцветах

#### 4. Преобразование изображений

Для расчета признаков изображений, по которым могут быть оценены параметры объектов ДЗ, широко используются двумерные пространственно-частотные спектры изображений [4—6, 23—27, 29, 30], которые рассчитываются путем операций быстрого преобразования Фурье (БПФ) [23]. Предусмотрены также операции быстрых преобразований Хартли (БПХ), Адамара (БПА), Гильберта (БПГ) [10, 24, 26], которые осуществляются в блоке интегральных преобразований.

Преобразование Фурье дискретной функции  $B(n_x, n_y)$  (цифровое изображение) для  $N_x = N_y = 2^n$  записывается выражением вида [10, 24, 26]

$$F(v_{n_x}, v_{n_y}) = \frac{1}{N} \sum_{n_x=0}^{N_x-1} \sum_{n_y=0}^{N_y-1} B(n_x, n_y) \exp\left\{-\frac{2\pi i}{N}(v_{n_x} n_x + v_{n_y} n_y)\right\}. \quad (3)$$

Для вычисления дискретного преобразования Фурье в программном комплексе реализован алгоритм БПФ, получивший название алгоритма простых множителей [24]. Смысл алгоритма заключается в разбиении общей длины последовательностей перемножения пикселей с комплексными числами на простые последовательности. Выигрыш во времени при расчете методом БПФ перед простым способом дискретного преобразования Фурье составляет  $\approx 2 \log_2 N$  операций.

Дискретное преобразование Хартли двумерной функции представляется соотношением [24—26]

$$X(v_{n_x}, v_{n_y}) = \sum_{n_x=0}^{N_x-1} \sum_{n_y=0}^{N_y-1} B(n_x, n_y) K^{v_{n_x} n_x} K^{v_{n_y} n_y}, \quad (4)$$

где  $K = \cos \frac{2\pi}{N} v_{n_x} n_x + \sin \frac{2\pi}{N} v_{n_y} n_y$ .

Преобразование Хартли принадлежит к классу преобразований Фурье и используется для спектрального анализа изображений. Основным свойством такого преобразования являются операции с вещественными числами, а не с комплексными параметрами. В программном комплексе реализован алгоритм БПХ по основанию 2 [10, 24, 26].

Дискретное преобразование Гильберта записывается в виде [10, 24—26]

$$H(v_{n_x}, v_{n_y}) = \sum_{n_x=0}^{N_x-1} \sum_{n_y=0}^{N_y-1} B(n_x, n_y) (n_x - p_x)^{-1} (n_y - p_y)^{-1}. \quad (5)$$

Формула (5) показывает, что данное преобразование подобно циклической свертке. Процедура преобразования Гильберта используется для выделения и кодирования контуров объектов, а также для расчета текстурных признаков [10, 24—26].

При анализе изображений обычно используются не амплитудные и фазовые компоненты спектра, а спектры мощности [5, 6, 23, 27, 29]. С этой целью в программном пакете реализованы алгоритмы расчета линейного и логарифмического спектра мощности.

Линейный спектр мощности определяется из соотношения

$$S(v_{n_x}, v_{n_y}) = |F(v_{n_x}, v_{n_y})|^2. \quad (6)$$

Фурье-спектры случайных полей яркости имеют особенность, состоящую в том, что величины амплитуд спектров на низких частотах превышают высокочастотные гармоники на несколько порядков. Для устранения этого используется переход в логарифмический масштаб путем сжатия составляющих спектра логарифмическим преобразованием [10, 24—26]:

$$S_{\lg}(v_{n_x}, v_{n_y}) = \lg[a + bS(v_{n_x}, v_{n_y})], \quad (7)$$

где  $a$  и  $b$  — масштабные коэффициенты.

С полученными спектрами могут прделываться различные процедуры, которые реализованы в блоке предварительной обработки изображений.

Пример двумерного пространственного спектра, полученного с помощью описываемого программного комплекса, приведен на рис. 3,г.

Заключительной стадией предварительной обработки является расчет информативных признаков изображений, их фрагментов, а также информативных признаков пространственных спектров. Основными классами таких признаков являются энергетические, пространственные, динамические и другие характеристики

[3, 5, 6]. Соответствующие алгоритмы реализованы в блоке расчета информативных признаков, где производится расчет яркостных и интегральных признаков, а также моментов инерции до второго порядка включительно (см. рис. 1, 2) [3—5, 23—25].

Алгоритмы расчета яркостных признаков изображений предназначены для оценки интегральных значений интенсивности зарегистрированного излучения, величин сигналов в отдельных зонах изображения, координат цвета, значений яркости в спектральных зонах и т.д. [24, 26, 29]. Алгоритмы позволяют рассчитывать средние значения яркости  $\bar{B}$  и дисперсий  $D$  в окне произвольного размера  $N_x \times N_y$ , оценки максимальных  $B_{\max}(n_x, n_y)$  и минимальных  $B_{\min}(n_x, n_y)$  величин яркости.

Для классификации выделенных на изображении объектов должна использоваться эффективная система информативных признаков, которая позволит однозначно определить принадлежность объекта к одному из заданных классов [3—6, 10—16, 23—30]. Наиболее эффективными признаками являются универсальные инварианты объектов, которые описываются моментными функциями [4—6, 25]:

$$M_{pq} = \int_{-\infty-\infty}^{\infty} \int_{-\infty-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy, \quad (8)$$

где  $p, q$  — целочисленные значения;  $f(x, y)$  — функция, описывающая распределение яркости объекта в изображении.

Практические исследования показали, что в большинстве случаев для распознавания объектов могут использоваться моменты нулевого ( $p, q = 0$ ), первого ( $p, q = 1$ ) и второго ( $p, q = 2$ ) порядка, значения которых рассчитываются с помощью описываемого программного комплекса.

Наибольший эффект для классификации исходных изображений дает анализ интегральных признаков их двумерных пространственных спектров [3, 23, 25, 27, 29, 30].

Рассчитанные значения информативных признаков записываются в файлы, которые сохраняются на жестком диске компьютера. Из этих файлов в полуавтоматическом режиме формируются массивы значений информативных признаков изображений (выборки).

Окно программы с результатами расчетов информативных признаков приведено на рис. 4,б.

Таким образом, выходными данными программного пакета предварительной обработки изображений являются обработанные изображения, массивы информативных признаков изображений, пространственно-частотные спектры изображений и массивы информативных признаков спектров. Информативные признаки изображений и их пространственных спектров служат входными данными для программного пакета статистического анализа и классификации.

### *5. Статистический анализ и классификация объектов по информативным признакам изображений*

Пакет программ статистического анализа и классификации (рис. 2), обеспечивает получение статистических данных об информативных признаках, характеризующих изображения и двумерные спектры объектов исследования, а также проведение автоматической классификации исходных изображений по этим признакам.

Задача распознавания объектов по информативным признакам, полученным при обработке изображений, в большинстве случаев носит вероятностный характер. Тогда, при наличии связей между признаками объектов и классами, к которым они могут быть отнесены, можно построить алгоритмы, основанные на теории статистических решений [12—19, 21].

Для обучения системы распознавания необходимо составить полное вероятностное описание каждого класса объектов. Каждый класс описывается условной плотностью распределения вероятности значений информативных признаков  $P(\bar{x})$ , где  $\bar{x}$  — многомерный вектор признаков, и моментами функции распределения. Алгоритмы расчета статистических характеристик информативных признаков позволяют получить полный набор параметров для вероятностного описания классов.

Сформированные массивы информативных признаков изображений или спектров, хранящиеся на жестком диске компьютера в виде файлов в формате ASCII, считываются программой и для каждого из них в блоке статистик (рис. 2) рассчитываются следующие параметры [12—14, 29—30]: центральные момен-

ты до четвертого порядка включительно, коэффициенты вариации, асимметрии, эксцесс, параметры Пирсона.

Одновременно на монитор выводится гистограмма распределения для данного типа информативных признаков с возможностью изменения числа интервалов разбиения (рис. 5,а). Кроме одномерной гистограммы возможно построение двумерной гистограммы для двух выборок информативных признаков. Алгоритм производит расчет в виде таблицы двумерной гистограммы для пары информативных признаков. Разности между максимальными и минимальными значениями в выборках делятся на вводимые оператором числа интервалов разбиения. Рассчитанные значения  $p_{ij}$  равны вероятностям одновременного попадания признаков соответственно в  $i$ -й и  $j$ -й интервалы.

Результаты расчета статистик поступают в блок аппроксимации гистограмм, где производится аппроксимация стандартными распределениями и проводится оценка двух параметров распределения [13—14, 17—20]. Алгоритмы аппроксимации эмпирических распределений непрерывными законами предназначены для выбора оптимального закона, которым можно пользоваться при статистическом описании данного класса [14—16].

В алгоритме используются шесть типов распределений плотностей вероятности [17, 19, 20, 25]: нормальное, логарифмически-нормальное, гамма-, бета-распределения, распределения Коши и Вейбулла.

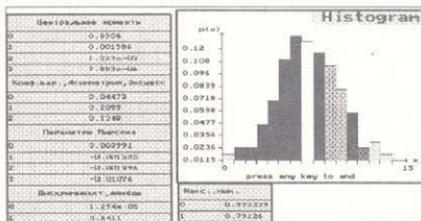
Оценка качества аппроксимации выборочного распределения теоретическими законами производится по критериям согласия Колмогорова и  $\chi^2$  (хи-квадрат) Пирсона [18—21, 25].

Для оценки качества аппроксимации по критерию Колмогорова рассчитывается функция вида [17—19]

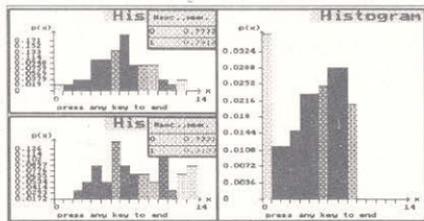
$$D_n = \sup_{|x| < \infty} [P_s(x) - P_T(x)], \quad (9)$$

где  $P_s(x)$ ,  $P_T(x)$  — эмпирические и теоретические значения вероятностей в каждом интервале соответственно.

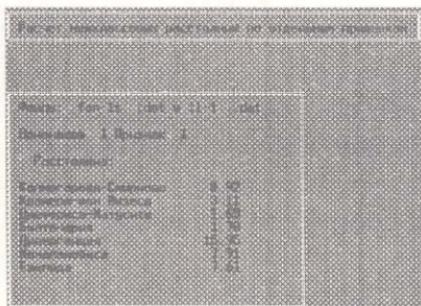
Уровень значимости в процентах, который демонстрирует, что гипотеза о типе теоретического распределения не противоречит экспериментальным данным с указанной вероятностью, рассчитывается по распределению  $D_n$ . Для этого в алгоритме исполь-



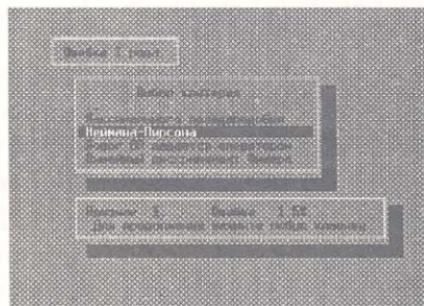
a



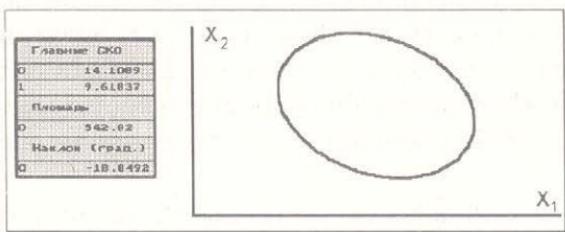
б



в



г



д

Рис. 5. Примеры результатов работы пакета программ статистического анализа и классификации: а — гистограмма выборки информативных признаков и параметры распределения; б — объединение гистограмм двух выборок; в — результаты расчета межклассовых расстояний для двух выборок информативных признаков; г — расчет ошибки 1-го рода для двух обучающих выборок с использованием различных критериев; д — гиперэллипсоид, построенный для многомерной выборки информативных признаков

зуются таблицы 20-; 10-; 5-; 2- и 1%-ных квантилей распределения функции Колмогорова при объеме выборки менее  $N < 40$  и предельное распределение  $D_n$  для  $N > 40$ .

Оценка качества по критерию Пирсона производится путем расчета статистики [11, 17]

$$\chi^2 = \sum_{k=1}^m \frac{(P_s(x) - P_T(x))^2}{P_T(x)}. \quad (10)$$

Уровень значимости, имеющий то же смысловое значение, что и в критерии Колмогорова, определяется по квантилям функции распределения  $P(\chi^2)$ , в которой параметр формы (число степеней свободы) является значением числа интервалов разбиения эмпирической гистограммы.

Таким образом, эти блоки позволяют оценить любые статистические параметры массивов информативных признаков, которые описывают исследуемый класс объектов на изображении.

Для объединения гистограмм выборок значений одного признака для двух серий измерений в программном комплексе предусмотрен алгоритм объединения гистограмм — вычисление двух выборочных функций распределения, которые приводятся к одному интервалу разбиения, после чего точки, где нарушается монотонность объединенной функции распределения, отбрасываются. После задания числа интервалов и, если нужно, корректировки минимальных и максимальных значений проводится линейная интерполяция значений функции распределения на границах интервалов. Объединенная гистограмма получается в виде первой конечной разности функции распределения (рис. 5, б).

Одним из элементов статистического анализа является расчет корреляционной матрицы информативных признаков. Для любой пары информативных признаков из матрицы рассчитываются значения второго момента, которые являются коэффициентами ковариации [16—19]:

$$\text{cov}(x_\xi, x_\eta) = M[(x_\xi - M_1^\xi)(x_\eta - M_1^\eta)], \quad (11)$$

где  $M_1^\xi, M_1^\eta$  — значения первых моментов для каждого признака.

По значениям коэффициентов ковариации могут быть получены значения коэффициентов корреляции из соотношения [17—19]

$$\text{cor}(x_\xi, x_\eta) = \frac{\text{cov}(x_\xi, x_\eta)}{\sqrt{M_2^\xi M_2^\eta}}, \quad (12)$$

где  $M_2^\xi, M_2^\eta$  — значение вторых моментов для информативных признаков  $x_\xi$  и  $x_\eta$  соответственно.

В результате расчетов величин  $\text{cor}(x_\xi, x_\eta)$  формируется корреляционная матрица.

Одним из важных этапов статистического анализа и классификации является оценка  $n$ -мерной плотности распределения с установлением данных по корреляции признаков. Для этого в ПО предусмотрены построение гиперпараллелепипедов (при задании коэффициента корреляции равным 0) и гиперэллипсоидов (с учетом коэффициентов корреляции), расчет вероятностного содержания  $n$ -мерных функций при заданных квантилях [12, 13, 16]. Граница гиперпараллелепипеда в пространстве информативных признаков  $L_{X_\xi}$  рассчитывается следующим образом:

$$L_{X_\xi} = \sqrt{M_2^\xi} \cdot P_\xi, \quad (13)$$

где  $M_2^\xi$  — второй момент функции распределения информативного признака  $\xi$ ;  $P_\xi$  — вероятностное содержание меньше 1.

Расположение начальной и конечной точек границы на оси  $X_\xi$  определяется из отношения заданного вероятностного содержания  $P_\xi$  к общему объему выборки  $N$ :

$$K_{HK} = P_\xi / N. \quad (14)$$

Алгоритм построения гиперэллипсоида заключается в следующем (рис. 4,б). Предполагается, что многомерная выборка измерений описывается многомерной нормальной плотностью распределения [12]. Тогда измерения, отображающие равновероятные события, распределены по эллипсоидальной поверхности вида

$$(\bar{X} - \bar{M}_1)^T \|\text{cov}\|^{-1} (\bar{X} - \bar{M}_1) = P_\xi, \quad (15)$$

где  $\bar{X}$  — вектор измерений;  $\bar{M}_1$  — вектор первых моментов функций распределения информативных признаков;  $\|\text{cov}\|$  — ковариационная матрица.

Тогда главные среднеквадратические отклонения (СКО) определяются как длины собственных векторов матрицы  $\|\text{cov}\|$ , а наклон эллипса с полуосями, равными СКО, в двумерном пространстве находится из соотношения

$$\text{tg}2\alpha = 2K_{\xi\eta} / (M_2^{\xi} - M_2^{\eta}), \quad (16)$$

где  $K_{\xi\eta}$  — значение коэффициента ковариации;  $M_2^{\xi}$ ,  $M_2^{\eta}$  — вторые моменты функций распределения информативных признаков  $x_{\xi}$  и  $x_{\eta}$ .

Таким образом, алгоритм позволяет оценить расположение многомерной функции в пространстве признаков и определить, в каких интервалах находятся измерения с заданным вероятностным содержанием (рис. 5, в).

Описание классов объектов может проводиться также с использованием методов кластерного анализа, для которых предусмотрен специальный блок. Этот блок включает в себя процедуры расчета расстояний между классами для одномерной или многомерной выборки: Колмогорова—Смирнова, Крамера—фон Мизеса, Джеффриса—Матуситы, Бхаттачария, дивергенции, Махаланобиса, Евклида [16, 19, 25, 28, 30]. Пример окна программы с результатами расчетов межклассовых расстояний приведен на рис. 5, г.

Заключительной стадией работы ПО является проведение автоматической классификации. В программном комплексе используются алгоритмы, основанные на обучении системы распознавания. Задача классификации в нашем случае формулируется следующим образом [12—15, 21, 25, 28].

Допустим, известны условные функции плотности распределения вероятностей значений признаков  $p_1(\bar{x})$  и  $p_2(\bar{x})$  для классов 1 и 2 и априорные вероятности  $P(1)$  и  $P(2)$  появления классов. В результате эксперимента определено значение вектора признаков  $\bar{x}_0$ , которое необходимо отнести к классу 1 или 2. Задача решается методом Байеса с использованием отношения правдоподобия [21, 22]:

$$\frac{p_1(\bar{x})}{p_2(\bar{x})} = \frac{P(1)(c_{12} - c_{11})}{P(2)(c_{21} - c_{22})} = \lambda, \quad (17)$$

где  $c_{11}$  и  $c_{22}$ ,  $c_{12}$  и  $c_{21}$  — потери, связанные с правильными решениями и ошибками 1-го и 2-го рода соответственно;  $\lambda$  — значение коэффициента правдоподобия.

Перед классификацией вектора  $\bar{x}_0$  производится расчет ошибок 1-го рода (вероятность ложной тревоги  $P_{лт}$ ) и 2-го рода (вероятность пропуска цели  $P_{пц}$ ) из соотношений

$$P_{лт} = \int_{h_1}^{\infty} p_1(\bar{x}) dx, \quad (18)$$

$$P_{пц} = \int_{\infty}^h p_2(\bar{x}) dx. \quad (19)$$

Далее осуществляется классификация вектора  $\bar{x}_0$ , т.е. определяется принадлежность измеренного вектора к одному из классов. Для этого используются соотношение (17) и решающее правило

$$\begin{cases} \text{если } \lambda > M, \text{ то } \bar{x}_0 \text{ принадлежит классу 1,} \\ \text{если } \lambda \leq M, \text{ то } \bar{x}_0 \text{ принадлежит классу 2,} \end{cases} \quad (20)$$

где  $M$  — задаваемый порог.

При классификации методом максимального правдоподобия  $M = 1$ , методом Неймана—Пирсона  $M = P_{лт}$  [17].

При классификации методом Фишера используется соотношение [18, 19]

$$\Phi = \frac{(\bar{M}_1 - \bar{M}_2)\bar{x}_0(M_1M_2 - M_2M_1)}{M_2 + M_1}. \quad (21)$$

В этом случае применяется следующее решающее правило:

$$\begin{cases} \text{если } \Phi > M_0, \text{ то } \bar{x}_0 \text{ принадлежит классу 1,} \\ \text{если } \Phi < M_0, \text{ то } \bar{x}_0 \text{ принадлежит классу 2.} \end{cases} \quad (22)$$

В программе статистического анализа реализованы алгоритмы классификации по одному признаку и многомерному вектору признаков. В первом случае для разделения классов ис-

пользуются отношения правдоподобия, максимального правдоподобия, критерии Неймана—Пирсона и Фишера, а во втором — отношение максимального правдоподобия и критерий Фишера [13, 25]. Помимо этого производится расчет ошибок классификации (рис. 5, д).

Результатом работы ПО является карта с классификацией объектов на зафиксированной дистанционными методами подстилающей поверхности и описание свойств и атрибутов объектов. Примеры обработки изображений с использованием унифицированного программно-алгоритмического комплекса приведены в [4, 6, 31].

Основной отличительной особенностью унифицированного ПО от зарубежных программных продуктов типа ERMapreg, ERDAS Imagine и других является полностью компьютеризированный процесс классификации на основе полученных информативных признаков, при котором оператор задает только начальные параметры процедур.

Программный комплекс функционирует на РС и рабочих станциях под управлением современных операционных систем и реализован на языке С.

#### *6. Технология обработки изображений на основе унифицированного программно-алгоритмического обеспечения*

Предлагаемый программный комплекс позволяет проводить тематическую обработку аэрокосмических изображений и получать данные о состоянии зондируемой среды на основе рассмотренных выше алгоритмов. Структурная схема технологии обработки изображений с использованием программного комплекса может быть реализована, как это показано на рис. 6.

Данные ДЗ, регистрируемые датчиками, с помощью устройств ввода изображений в компьютер, записываются в память компьютера и загружаются в программный комплекс. В зависимости от типа информации (изображения или их пространственно-частотные спектры) они разделяются на два потока. Первый поток поступает в блок пространственно-спектральной обработки с целью получения информативных признаков, представленных в виде двумерных пространственно-частотных спектров  $S_i(v_x, v_y)$ . Второй поток передается в блок предварительной обработки

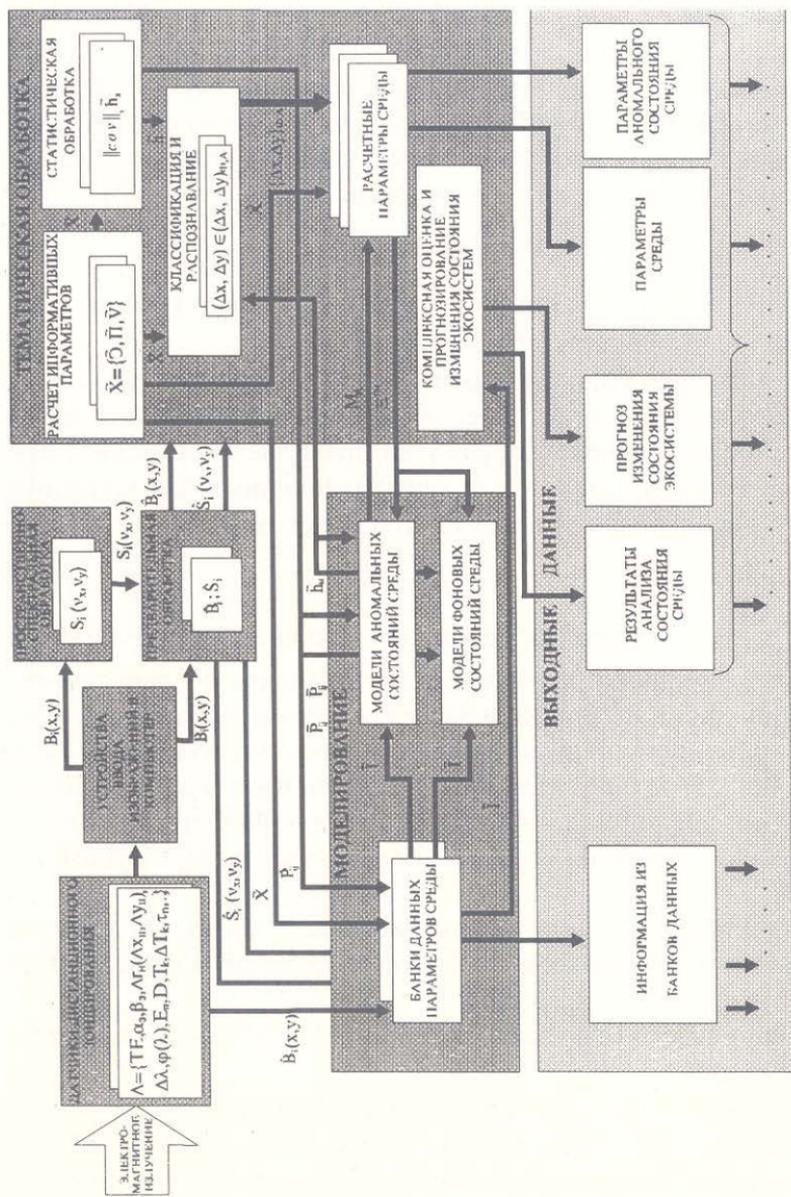


Рис. 6. Структурная схема обработки изображений дистанционного зондирования с использованием унифицированного программно-алгоритмического обеспечения (П — информация из банков данных;  $\Theta_{ГМ}$  — гидрометеорологические параметры)

изображений, в котором реализуются алгоритмы улучшения качества двумерной информации. В этом же блоке может осуществляться предварительная обработка изображений и двумерных спектров.

Далее изображения двумерных полей сигналов  $\hat{B}_i(x, y)$ , а также двумерные спектры этих же изображений  $\hat{S}_i(x, y)$  вводятся в блок тематической обработки [25]. Для этого изображения преобразуются в блоке расчета информативных признаков, на выходе которого формируется многомерный вектор признаков

$$\bar{X} = \bar{X}\{\bar{\Theta}, \bar{\Pi}, \bar{V}\}, \quad (23)$$

где  $\bar{\Theta}, \bar{\Pi}, \bar{V}$  — векторы энергетических, пространственных и динамических признаков соответственно.

Поток информативных параметров по каждому изображению поступает в блок статистического анализа и классификации.

Блок статистической обработки позволяет установить предельные величины порогов  $h$ , предназначенных для классификации и распознавания явлений при пороговой обработке

$$\bar{h}_x = \{\bar{h}_\Theta, \bar{h}_\Pi, \bar{h}_V\}, \quad (24)$$

где  $\bar{h}_\Theta, \bar{h}_\Pi, \bar{h}_V$  — векторы пороговых значений энергетических, пространственных и динамических признаков соответственно.

В блоке классификации и распознавания изображения участков зондируемой среды разделяются на фоновые и аномальные по различным алгоритмам. Затем, в зависимости от типа решаемой тематической задачи, определяются параметры фонового и аномального состояния среды (океана, атмосферы и суши) [3—5, 27, 28, 30].

Таким образом, программный комплекс позволяет накапливать информацию на каждом из этапов обработки (четыре уровня) [25]:

- необработанные данные, поступающие после оцифровки изображений;
- данные после предварительной обработки;
- данные пространственно-спектральной обработки;
- данные тематической обработки в виде потоков векторов информативных признаков, их статистических характеристик,

карт с классификацией объектов и параметров фонового и аномального состояния среды.

Банк данных параметров среды совместно с обработанными результатами используется для построения комплексных информационных (аномальных и фоновых) моделей исследуемых сред [4, 6].

На вход блока моделирования поступают следующие данные: частные физические модели объектов наблюдения  $M_o$  и фонов  $M_\phi$ , описывающие их энергетические, пространственные и динамические характеристики, метеорологические и региональные географо-климатические модели, модели передаточных характеристик среды распространения сигналов, модели распределения объектов наблюдения по площади исследуемого участка; экспериментальные данные по характеристикам объектов и фонов; фундаментальные ограничения, к которым относятся спектральный диапазон электромагнитного излучения  $\Delta\lambda$ , используемый для решения задач мониторинга, солнечная постоянная (для пассивных систем наблюдения), пространственное разрешение  $\Delta x_{\min}, \Delta y_{\min}$  и т.д. [6]

Выходными параметрами блока являются:

- модели фоновых и аномальных состояний среды  $M = \{M_j\}_{j=1}^J$ ;
- множества полей информативных признаков  $L_f\{\bar{x}\}$ , описывающих компоненты соответствующих моделей при фиксированных комплексах условий [3]:

$$L_f\{\bar{x}\} = \{L_f^{qf}(x_i/W_f^m)\}_{q=1}^{Qf}, \quad (25)$$

где  $f$  — индекс принадлежности одному из состояний;  $q, Q$  — индексы групп наблюдаемых ситуаций;

— вектор пороговых значений, рассчитанных по модельным данным и тестовым реализациям, для проведения классификации и распознавания экспериментальных данных  $\bar{h}_x$ .

Таким образом, результатом обработки данных по предложенной технологии является информация четырех уровней: банки данных, результаты анализа состояния среды, прогноз изменения состояния экосистем, параметры фонового и аномального состояния среды.

### Заключение

Представленные методы и алгоритмы, входящие в состав разработанного пакета прикладных программ, предоставляют

обширный инструментарий для обработки данных дистанционного зондирования. Это обеспечивает соответствие предложенного пакета программ лучшим современным программам аналогичного класса по основным характеристикам. Одной из особенностей пакета является высокая скорость выполнения операций, что достигается за счет использования эффективных алгоритмов обработки, и широкий спектр решаемых задач.

Важным преимуществом пакета является его невысокая требовательность к аппаратным ресурсам и операционной среде функционирования, что подразумевает использование широкого спектра РС-совместимых компьютеров различных вычислительных мощностей.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Савин А.И. Принципы построения космических систем глобального наблюдения // Исследование Земли из космоса, 1993, № 1, с. 40—47.
2. Бондур В.Г., Савин А.И. Концепция создания систем мониторинга окружающей среды в экологических и природно-ресурсных целях // Исследование Земли из космоса, 1992, № 6, с. 70—78.
3. Бондур В.Г. Савин А.И. Научные основы создания и диверсификации глобальных аэрокосмических систем // Оптика атмосферы и океана, 2000, № 1, с. 46—62.
4. Бондур В. Г. Принципы построения космической системы мониторинга Земли в экологических и природно-ресурсных целях // Известия вузов. Геодезия и аэрофотосъемка, 1995, № 1—2, с. 14—38.
5. Бондур В.Г. Методы дистанционного мониторинга антропогенных воздействий на морские акватории // В кн.: Аэрокосмические информационные системы, т. 2: Научные основы создания и применения аэрокосмических систем наблюдения Земли / Под ред. В.Г.Бондура, А.И.Савина. М.: Наука, 2000, 496 с.
6. Бондур В.Г., Савин А.И. Принципы моделирования полей сигналов на входе аппаратуры дистанционного зондирования аэрокосмических систем мониторинга окружающей среды // Исследование Земли из космоса, 1995, № 4, с. 24—34.
7. ERDAS Imagine software. Vol. 1—7 // ERDAS Inc., 1995, 1458 p.
8. ERMapper and ERStorage software and documentation is propriety to Earth Resource Mapping Pty Ltd. Vol.1—5 // ER Mapping, 1995, 1237 p.
9. TNTmips software. Vol. 1—9 // MICROIMAGES Inc., 1994, 832 p.
10. Прэтт У. Цифровая обработка изображений, т 1, 2. — М.: Мир, 1982.
11. Bendat J.S., Piersol A.G. Engineering applications of correlation and spectral analysis. // N.Y., Wilg.— Interscience, 1980, 271 p.
12. Duda E.O., Hart P.E. Pattern classification and scene analysis // New York: John Wiley & Sons, Inc., 1970, 380 p.
13. Fukunaga K. Introduction to statistical pattern recognition // New York: Academic Press, 1972, 253 p.
14. Fu K.C. Digital pattern recognition // New York: Springer Verlag edit, 1980, 171 p.

15. Фомин Я.А., Тарловский Г.Р. Статистическая теория распознавания образов.— М.: Радио и связь, 1986, 185 с.
16. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов.— М.: Мир, 1978, 413 с.
17. Bendat J.S., Piersol A.G. Random Data. Analysis and Measurements Procedures // N.Y.: John Wiley & Sons, 1985, 323 p.
18. Кендалл М., Стьюарт А. Статистические выводы и связи.— М.: Наука. 1975, 521 с.
19. Кендалл М., Стьюарт А. Теория распределений.— М.: Наука. 1973, 473 с.
20. Duran B.S., Odell P.L. Cluster Analysis//New York. 1974, 78 p.
21. Ковалевский В.А. Методы оптимальных решений в распознавании изображений.— М.: Наука. 1976, 305 с.
22. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптации информационных систем.— М.: Советское радио. 1977, 251 с.
23. Бондур В.Г. Оперативная дистанционная оценка состояния границы раздела атмосфера—океан по пространственным спектрам изображений. В кн.: Оптико-метеорологические исследования земной атмосферы.— Новосибирск: Наука, 1987, с. 195—207.
24. Бондур В.Г., Власенко В.А., Крылов В.Н. Предварительная обработка изображений в суперцептуальном пространстве//Вопросы радиоэлектроники, 1990, вып. 12, с. 43—54.
25. Бондур В.Г., Кулаков В.В., Лобзенкова Н.П. Алгоритмы классификации пространственных спектров изображений в оптико-цифровых системах обработки//Тезисы докладов 6-й Всесоюзной школы-семинара по оптической обработке информации, Фрунзе, 1986, с. 148.
26. Бондур В.Г., Власенко В.А., Крылов В.Н. Кодирование изображений в суперцептуальном пространстве//Вопросы радиоэлектроники, 1990, вып. 13.
27. Бондур В.Г., Воляк К.И. Оптический пространственный спектральный анализ изображений морской поверхности//Исследования по гидрофизике. Труды ФИАН. М.: Наука. 1984, с. 76—95.
28. Аржененко Н.И., Бондур В.Г. Распознавание природных образований по результатам зондирования из космоса//В кн.: Оптико-метеорологические исследования земной атмосферы.— Новосибирск: Наука, 1987, с. 208—217.
29. Бондур В.Г., Кулешов Ю.П., Савин А.И. Комплекс оптико-цифровой обработки аэрокосмических изображений с высоким информационным содержанием//Материалы VIII Всесоюзного симпозиума по лазерному зондированию атмосферы, Томск, 1985, с. 87.
30. Аржененко Н.И., Бондур В.Г. Классификация облачных форм по пространственным спектрам изображений//Оптика атмосферы, 1988, № 11, с. 38—45.
31. Бондур В.Г., Литовченко Д.Ц., Старченков С.А. Результаты исследований антропогенных загрязнений прибрежных акваторий по радиолокационным космическим изображениям.//Изв. вузов. Геодезия и аэрофотосъемка, 1999, № 3, с. 85—96.

*Поступила 11 мая 2000 г.*