

ЛИТЕРАТУРА

1. Пригоровский Н. И. Методы и средства определения полей деформаций и напряжений. — М.: Машиностроение, 1983.
2. Гришин М. П., Курбанов Ш. М., Маркелов В. П. Автоматический ввод и обработка фотографических изображений на ЭВМ. — М.: Энергия, 1976.
3. Соколов Б. Б. Исследование полей деформаций методами цифровой обработки муровых картин. — Машиностроение, 1980, № 6.
4. Ушаков А. Н. Автоматическая обработка интерферограмм на ЦВМ. — В кн.: Цифровая обработка сигналов и ее применение. М.: Наука, 1981.
5. Augustyn W. H., Rosenfeld A. H., Zaroni C. A. An automatic interferometry in the optical shop. — Proc. SPIE, 1978, v. 153, p. 146.
6. Muller R. K., Saackel L. R. Complete automatic analysis of photoelastic fringes. — Exp. Mech., 1979, v. 19, N 7, p. 245.
7. Choudry A. Digital holographic interferometry of convective heat transport. — Appl. Opt., 1981, v. 20, N 7, p. 1240.
8. Nakadate S., Yatagai T., Saito H. Computer-aided speckle pattern interferogram. — Appl. Opt., 1983, v. 22, N 2, p. 237.
9. Жалкин В. А., Герасимов С. И. О возможности изучения деформированного состояния изделий с помощью накладного интерферометра. — ЖТФ, 1982, т. 52, № 10.
10. Вест Ч. Голографическая интерферометрия. — М.: Мир, 1982.
11. Александров Е. Б., Бонч-Бруевич А. М. Исследование поверхностных деформаций с помощью голограммной техники. — ЖТФ, 1967, т. 37, № 2.
12. Дружинин А. И., Сарнадецкий В. Н. Универсальная вычислительная система на базе микроЭВМ «Электроника-60» с резидентным устройством на магнитных дисках ИЗОТ-1370. — В кн.: Автоматизация экспериментальных исследований. Куйбышев: КУАИ, 1983.
13. Михальцов Э. Г., Шакиров Р.-А., Команьков Б. В. и др. Устройство для хранения и отображения оцифрованных изображений. — Исследование Земли из космоса, 1984, № 3.
14. Сабуров В. С., Селиванов А. Н. Модуль микроЭВМ «Электроника-60». Привод цветного растрового дисплея. — В кн.: Автоматизированные системы управления, научных исследований и обучения. — Новосибирск: НГУ, 1982.
15. Сарнадецкий В. Н. Произвольно ориентируемый цифровой низкочастотный фильтр для обработки изображений, реализуемых на микроЭВМ. — В кн.: Системы автоматизации обработки оптической информации. — Новосибирск: НЭТИ, 1984.
16. Сарнадецкий В. Н. Реализация алгоритмов автоматизированного выделения средин интерференционных полос на микромашином комплексе. — В кн.: Обработка изображений и дистанционные исследования. Ч. 1: Тез. докл. на Всесоюз. конф. ОИДИ-84. Новосибирск: НИИГАиК; ВЦ СО АН СССР, 1984.
17. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. — М.: Мир, 1982.

Поступила в редакцию 11 марта 1986 г.

УДК 519.713 : 007.5 : 681.5

Г. И. ПЕРЕТЯГИН

(Новосибирск)

ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ОБУЧАЕМОГО КЛАССИФИКАТОРА ДВУМЕРНЫХ ПОЛЕЙ В ЦИФРОВОМ КОМПЛЕКСЕ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Введение. В данной работе рассмотрены алгоритмы и программы текстурного анализа и классификации двумерных полей в цифровом комплексе обработки изображений [1]. Основная цель реализованных программных средств — всестороннее исследование предъявляемых обучающих подмножеств изображений для выделения состава текстурных признаков, позволяющих наиболее эффективно проводить классификацию данных по материалам дистанционных съемок земной поверхности.

Состав программных средств. Алгоритмы обучаемой классификации ориентированы на системное математическое обеспечение комплекса об-

работки изображений [2], содержащее набор стандартных мониторов ОС-10 ЭВМ ЕС 1010 и пакеты подпрограмм, организующие удобный доступ к файлам, хранящимся на магнитных дисках. Программы текстового анализа и классификации реализованы в виде набора фортрановских модулей с использованием аппаратных и программных средств визуализации двумерной информации на цветные и черно-белые растровые дисплеи (содержащие 256×384 точек с 256 градациями яркости и цветного тона). Отображение оцифрованных изображений на поле памяти магнитных дисков не изменяет структуры данных: встроенные программные модули позволяют обращаться с массивами как с двумерными матрицами. Матричная структура данных сохраняется при их редукции: наборы векторов-признаков каждого класса также оформляются в виде двумерного файла.

Конструирование эффективных алгоритмов дешифрования снимков может быть сделано лишь в рамках конкретных моделей пространственных сигналов. Здесь рассматривается модель текстуры как реализации источника марковского случайного поля [3]. Исходя из соответствующего описания выделялись наборы классификационных признаков и разрабатывались процедуры их оценивания (программы ESTTIF, ESTTVB). Состав программных средств позволяет проводить статистический анализ сформированных групп объектов (SKANTW); оценивать вероятность ошибки байесовского классификатора и решать задачу выбора наиболее эффективного набора признаков с точки зрения разделимости классов (BAIERR, BHATER); производить классификацию объектов путем отнесения их к одному из сформированных классов (BAIESK).

Оценивание классификационных признаков. Распознавание и классификация многомерных данных, каковыми являются оцифрованные изображения, тесно связаны с задачей снижения размерности. В разработанных алгоритмах эта проблема решается параметризацией распределений значений оптических плотностей $\{u(x_i), i = \overline{1, N}\}$ классифицируемых фрагментов гиббсовской моделью, связанной с аппроксимацией изображений марковскими случайными полями некоторого порядка [3]. Распределение Гиббса случайных переменных $U = (u_1, u_2, \dots, u_N)$ имеет вид

$$P(U) = Z e^{-H(U)}, \quad (1)$$

где $H(U) \equiv \ln(P(U)/P(0))$ — скалярная функция (потенциал); Z — нормирующий множитель. В [4] показано, что любой гиббсовский ансамбль с распределением (1), удовлетворяющий естественным ограничениям, допускает разложение потенциала

$$H(U) = \sum_{i=1}^N u_i \Phi(u_i) + \sum_{1 \leq i < j \leq N} u_i u_j \Phi_{ij}(u_i, u_j) + \dots \\ \dots + \sum_{1 \leq i < j < \dots < k \leq N} u_i u_j \dots u_k \Phi_{ij\dots k}(u_i, \dots, u_k) + \dots \quad (2)$$

Локализация зависимости позволяет ограничиться статистической моделью, содержащей лишь одиночные и парные потенциалы, а затем, если необходимо, провести последовательное уточнение. При этом можно учитывать, что зависимости следующих порядков приближаются парными потенциалами, рассчитываемыми для элементов поля, находящихся на расстоянии в один, два, три и т. д. промежутка дискретного раstra:

$$\Phi_{ij\dots k}(u_i, u_j, \dots, u_k) = \Phi_{ij}(u_i, u_j) + \Phi_{ik}(u_i, u_k) + \dots + \Phi_{jk}(u_j, u_k) + \dots$$

Из соблюдения условий трансляционной инвариантности (описание не должно зависеть от выбора начала координат) вытекает, что $\Phi_i(u_i) = \Phi(u_i)$, $\Phi_{ij}(u_i, u_j) = \Phi(u_i, u_j)$. Вид функций $\Phi(u)$ и $\Phi(u, v)$ неизве-

степ. поэтому разумно аппроксимировать их полиномами

$$\left. \begin{aligned} \Phi(u) &= \sum_{k=0}^K a_k u^k; \\ \Phi(u, v) &= \sum_{k=0}^K \sum_{l=0}^L b_{kl} u^k v^l. \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

В этом случае выражение для потенциала приобретает вид

$$\begin{aligned} H(U) &= \sum_{1 \leq i < N} \left(\sum_{k=0}^K a_k u_i^{k+1} \right) + \sum_{1 \leq i < j < N} \dots \sum_{k=0}^K \sum_{l=1}^L b_{kl} u_i^{k+1} u_j^{l+1} = \\ &= \sum_{k=0}^K a_k \left(\sum_{i=1}^N u_i^{k+1} \right) + \sum_{k=0}^K \sum_{l=0}^L b_{kl} \left(\sum_{1 \leq i < j < N} u_i^{k+1} u_j^{l+1} \right). \end{aligned} \quad (4)$$

Для обеспечения инвариантности к преобразованиям средней яркости и контраста необходимо совершить переход от абсолютных моментов

$$\mu_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_i^k, \quad \mu_{kl} = \frac{1}{N} \sum_{1 \leq i < j < N} u_i^k u_j^l$$

к центральным $\overset{\circ}{\mu}_k, \overset{\circ}{\mu}_{kl}$ и от них к нормированным переменным $\mu_k^* = \overset{\circ}{\mu}_k / (\overset{\circ}{\mu}_2)^{k/2}, \mu_{kl}^* = \overset{\circ}{\mu}_{kl} / (\overset{\circ}{\mu}_2^{k/2} \overset{\circ}{\mu}_{20}^{l/2})$. При нелинейных монотонных преобразованиях инвариантные признаки можно получить путем «выравнивания» гистограмм отсчетов оптических плотностей фрагментов [5]. Процедура видоизменения гистограммы есть монотонное поэлементное преобразование $v_i = T(u_i)$, в результате которого исходное распределение одиночных величин $P(u_i)$ переходит в распределение $P(v_i)$, имеющее желательную форму.

Обозначим через c_1, c_2, \dots, c_m уровни квантования преобразованных переменных $v_i, i = 1, N$. Пусть n_{c_j} — число точек, для которых $v_i = c_j$; $n_{c_l c_k}(r)$ — число пар точек дискретного раstra с преобразованными плотностями $v_i = c_l, v_j = c_k$, находящихся на расстоянии r друг от



Рис. 1. Этапы обработки текущего фрагмента:

исходный фрагмент (д); преобразованный фрагмент (е); гистограммы полутонов исходного изображения (б); гистограммы квантовых плотностей преобразованного изображения (а); полутоновое представление матриц $n_{c_l c_m}(r)$ на экране TV-монитора, $r = 1, 2, \dots, 6$ (снизу вверх и слева направо) (в)

друга, $i, j = \overline{1, N}$. Тогда соотношение для выборочных нормированных моментов можно представить в виде

$$\mu_k^* = \sum_{l=1}^M c_l^k n_{c_l}; \quad \mu_{kn}^*(r) = \sum_{m=0}^M \sum_{l=0}^M c_m^k c_l^n n_{c_m c_l}(r). \quad (5)$$

В реализованных процедурах оценивания признаков текстуры (рис. 1) (ESTTIF работает с данными, хранящимися в файлах на МД, ESTTVB — с данными, находящимися в видеобуфере) для вычисления $\mu_{kn}^*(r)$ используется симметрия матриц $n_{c_m c_l}(r)$ относительно главной диагонали; статистики $z_i = \{\mu_{kn}^*(r)\}$, $i = \overline{1, 11}$, вычисляются для $M = 16$, $\{(k, n)\} = \{(1,1), (0,2), (0,3), (0,4), (2,0), (2,1), (2,2), (2,3), (4,0), (4,1), (4,2)\}$, $r = 1, 2, 3$. Максимальная размерность вектора оцениваемых признаков равна 64 (длина «стороны» двумерного файла, в который записываются последовательно столбец за столбцом наборы признаков, равна 256 байт). Время обработки файла данных размером 64×128 элементов не более 40 с.

Статистический анализ. После оценивания наборов классификационных статистик возникает задача определения граничных поверхностей, разделяющих пространство параметров на области, соответствующие выделенным классам объектов. Она является практически невыполнимой, если не сделать предположений о структуре многомерных распределений в каждом классе. Учитывая, что размеры фрагментов, по которым производится оценивание параметров текстуры изображений, достаточно велики, будем считать распределения генеральных совокупностей векторов-признаков многомерными нормальными. В этом случае можно построить байесовский классификатор, обладающий многими благоприятными свойствами. Однако если обучающие выборки «засорены», т. е. содержат аномальные элементы, не принадлежащие исходной генеральной совокупности, то это приведет к смещению оценок параметров классов и граничных поверхностей, разделяющих классы. По устойчивости решающих правил к «засоренности» проводилось очень мало исследований, тем не менее было показано [6], что «засорение по масштабу» обладает значительным воздействием на индивидуальные вероятности неправильной классификации даже в том случае, когда засорение умеренно. Возникает задача обнаружения и отбраковки соответствующих «выпадающих» элементов (векторов-признаков). Отметим, что если проблема выделения фиксированного числа выпадающих из основного ряда наблюдений допускает общее решение с точки зрения проверки гипотез [7], то для обнаружения и выделения неизвестного числа «выбросов» применяются эвристические критерии. При разработке процедуры отбраковки использовались результаты работ [8, 9], устанавливающие тот факт, что вариационный ряд определенного рода статистик (построенный по исходным результатам наблюдений) может рассматриваться как последовательность скачков пуассоновского процесса. Критерий для выявления выпадающих наблюдений практически реализован по следующей схеме (программа SKANTW):

1) по исходным векторам-признакам рассматриваемого класса (Z_1, Z_2, \dots, Z_n) вычисляются преобразованные величины

$$\hat{Z}_i = Z_i - \langle Z_i \rangle; \quad \hat{S} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \hat{Z}_i \hat{Z}_i^T \quad \text{и} \quad \tau_1 = n [1 - F_{p, n-p+1}(t_1)];$$

$$\tau_2 = n [1 - F_{p, n-p+1}(t_2)], \quad \dots, \quad \tau_n = n [1 - F_{p, n-p+1}(t_n)],$$

где $t_i = (\hat{Z}_i^T \hat{S}^{-1} \hat{Z}_i) \left(\frac{n-p+1}{n} \right)$ — статистика Хотеллинга; $F_{p, n-p+1}(t)$ — распределение Снедекора с p и $n-p+1$ степенями свободы [10]; p — размерность векторов Z_i ;

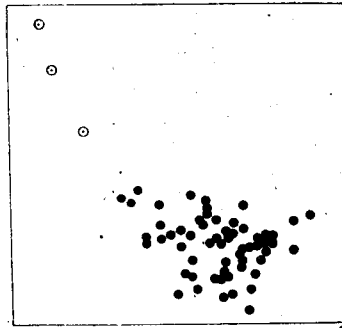


Рис. 2. Проекция кластера на двумерную плоскость: кружками отмечены аномальные элементы (для $\alpha = 0,1$)

2) из полученной последовательности чисел составляется вариационный ряд $\tau_{(1)} < \tau_{(2)} < \dots < \tau_{(n)}$, и для каждого наблюдения Z_i находится номер $j(i)$ члена вариационного ряда $\tau_{(j)}$;

3) отбраковываются те из исходных данных z_i , для которых соответствующие отношения $\tau_{j(i)}/j(i)$ не превосходят α (α — уровень значимости критерия отбраковки).

Практика показывает, что данный метод является во многих отношениях удовлетворительным и соответствует отбраковке, проводимой человеком, если данные отображены на оси главных компонент. Приведем упорядоченные значения $\tau_{j(i)}/j(i)$ для класса, представленного на рис. 2:

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\tau_{j(i)}/j(i)$	$0,6 \cdot 10^{-3}$	0,048	0,087	0,36	0,37	0,39	0,46	0,46	0,466	0,91

Статистические выводы верны здесь не только для нормально распределенных наблюдений, но и для некоторого достаточно широкого класса распределений [9].

Дискриминантный анализ. Охарактеризованный выше вектор признаков пространственной структуры фрагментов содержит избыточное число компонентов: по существу, лишь первые 33 элемента вектора независимы. В условиях дефицита обучающих выборок необходимо ограничиваться как можно меньшим числом элементов, т. е. выделять такой набор признаков, который будет наиболее эффективным при разделении классов. С теоретической точки зрения наилучший критерий разделимости классов — вероятность ошибки байесовского классификатора. Вычисление данной ошибки достаточно сложно, особенно когда объемы обучающих выборок сравнимы с числом оцениваемых параметров. Чаще всего ограничиваются анализом верхней и нижней границ вероятности ошибки, привлекая универсальную, но очень трудоемкую процедуру «скользящего экзамена» либо вычисляя расстояние Бхатачария, используя которого дает аналитическое решение (границы Чернова) [11]. Вид расстояния Бхатачария для нормальных распределений позволяет также найти (с помощью численных методов поиска) оптимальное преобразование исходного пространства признаков для каждой пары дискриминируемых классов. В последнем случае выделяется небольшое число доминирующих компонентов, для которых достигается необходимая степень разделимости классов, обусловленная различиями и в ковариационных матрицах, и в средних значениях.

При подсчете ошибок байесовского классификатора предусмотрена возможность разбиения обучающих множеств изображений размерами 256×256 элементов на восемь элементарных фрагментов (ЭФ) по 64×128 отсчетов. Это позволяет исследовать поведение оценок вероятностей ошибок классификации в зависимости от площади анализируемых фрагментов путем последовательного объединения соседних ЭФ: по два, по три и по четыре. Сформированные данным образом обучающие множества используются в реализованном комплексе программ как для проектирования байесовского классификатора, так и для проверки его качества процедурами «скользящего экзамена» (BAIERR) и вычислением границ Чернова (BHATER).

По многим причинам практического характера оказывается полезным иметь двумерное представление данных. С этой целью реализована процедура проецирования многомерных кластеров на дискриминирующую плоскость [11], разделяющую наилучшим образом пару сравниваемых классов (программа PDSKR2).

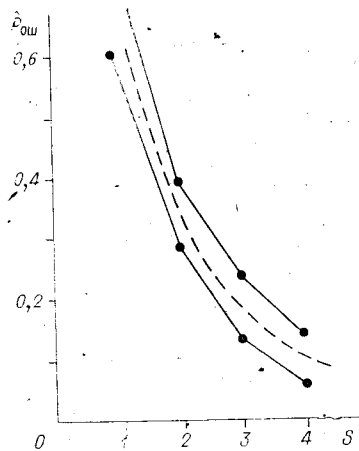


Рис. 3. Поведение границ вероятности ошибочной классификации изображений фрагментов льдов в зависимости от их размеров (сплошные линии): штриховой линией отмечены ожидаемые значения вероятностей ошибок

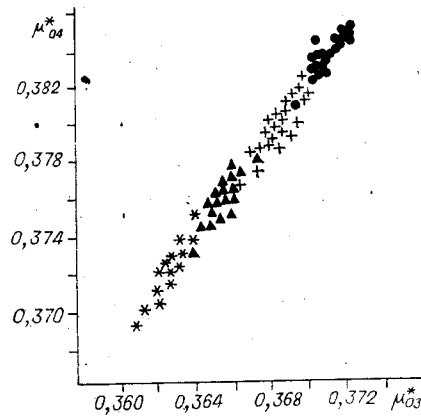


Рис. 4. Значения текстурных признаков для обучающего множества лесных участков:
продуктивность 190—210 м³/га (точки); 250—260 м³/га (крестики); 300—330 м³/га (треугольники); 370—400 м³/га (звездочки)

Байесовская классификация. При реализации классификатора предполагалось, что наблюдаемые векторы-признаки $Z_j = (z_1, \dots, z_p)^T$, $j = \overline{1, n}$, выбираются из гауссовых совокупностей со средними векторами Θ_i и невырожденными матрицами ковариаций Σ_i ; их оценки обозначим через \hat{T}_i и \hat{S}_i , $i = \overline{1, L}$; L — число классов. Основная цель — отнесение нового наблюдения Z к одному из сформированных классов $\mathcal{P}_i = (\hat{T}_i, \hat{S}_i)$. Если положить априорную вероятность принадлежности Z к \mathcal{P}_i равной $q_i = n_i/n$, $n = \sum_{i=1}^L n_i$, то байесовский метод заключается в отнесении Z к тому классу, для которого оценочная функция $w_i(Z, n_i) = \ln q_i - \frac{1}{2} (D_i^2(n_i) + \ln \hat{S}_i)$ максимальна; $D_i^2(n_i) = (Z - \hat{T}_i)^T \hat{S}_i^{-1} (Z - \hat{T}_i) -$ оценка расстояния Махаланобиса.

Процедура классификации реализована по схеме иерархического «поиска по дереву решений». В схеме на каждой стадии классификации наблюдения Z участвуют два класса; их оценочные функции $w_i(Z, n_i)$ и $w_j(Z, n_j)$ сравниваются; выбирается класс с большим значением $w(Z, n)$, который затем «сравнивается» с очередным претендентом. Процесс повторяется до тех пор, пока не будет исчерпан весь набор претендентов (классов). Класс с максимальным значением оценочной функции, очевидно, и будет искомым. Такая схема позволяет на каждом шаге использовать оптимальный состав признаков (максимизирующая расстояние Бхатачария между парой «конкурирующих» классов) и тем самым повысить эффективность классификации.

Применение. Изложенный набор программных средств использовался при решении задачи классификации типов ледовых полей, а также при выявлении регрессионной зависимости продуктивности древостоев от значений текстурных признаков аэрофотоизображений лесного полога [12]. Выяснено, что если для первой задачи фактически вся дешифровочная информация о типах льдов содержится в первых девяти признаках $\{\mu_{hl}(1)\}$, то при определении продуктивности древостоев эффективным оказался набор «нормированных» моментов $\{\mu_{hl}(1)/(\mu_{hl}(2) + \mu_{hl}(3))\}$. На рис. 3 представлено поведение границ вероятности ошибки классификации фрагментов изображений ледовых полей [13] в зависимости от площади этих фрагментов. Видно, что можно достичь 90% границы правильного распознавания. Точно так же показывается, что

удовлетворительное качество распознавания состояния древостоев (не хуже 90%) достигается для фрагментов, соответствующих на местности участкам с площадью порядка 1200 м². На рис. 4 представлены значения пары «наиболее информативных» признаков обучающего множества фрагментов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Киричук В. С., Косых В. П., Нестерихин Ю. Е., Яковенко Н. С. Методы и средства оперативной цифровой обработки изображений.— Автометрия, 1984, № 4.
2. Яковенко Н. С. Организация программного обеспечения в комплексе обработки аэрокосмической информации.— Автометрия, 1982, № 4.
3. Иванов В. А., Киричук В. С., Перетягин Г. И. Сегментация изображений.— Автометрия, 1980, № 3.
4. Besag J. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems.— J. of the Royal Statist. Soc., 1974, v. B36, N 2, p. 192—225.
5. Прэтт У. Цифровая обработка изображений.— М.: Мир, 1982.
6. Ахмед С. В., Лакенбрух П. А. Дискриминантный анализ для случая, когда в начальной выборке имеется засорение по масштабу.— В кн.: Классификация и кластер. М.: Мир, 1980.
7. Перетягин Г. И. Отбор выделяющихся наблюдений и критерии сдвига.— Автометрия, 1977, № 3.
8. Большев Л. Н. Обнаружение грубых ошибок в результатах наблюдений.— В кн.: Международная летняя школа по теории вероятностей и математической статистике. Варна: БАН, 1974.
9. Халфина М. Н. Некоторые асимптотические результаты, связанные с критерием Шовенэ для многомерных случайных величин.— В кн.: Проблемы теории вероятностных распределений. VIII. Л.: Наука, 1983.
10. Рао С. Р. Линейные статистические методы и их применения.— М.: Наука, 1968.
11. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов.— М.: Наука, 1979.
12. Борисов А. Н., Иванов В. А., Иванченко Г. А. и др. Анализ лесных участков на основе автоматизированных измерений таксационных параметров по аэрофотоснимкам леса.— В кн.: Аэрокосмические методы исследования лесов: Тез. докл. Красноярск: ИЛИД, 1984.
13. Бушуев А. В. и др. Исследование ледяного покрова с помощью радиолокационных станций бокового обзора.— Л.: Гидрометиздат, 1983.

Поступила в редакцию 27 января 1986 г.