

таты обработки. Применение современных устройств ввода-вывода и разработанного математического обеспечения позволило создать на базе автомата «Зенит-2» высокоточную и производительную систему обработки изображений, не имеющую аналогов в отечественной практике.

Дальнейшее развитие комплекса ориентировано на существенное повышение его быстродействия и удобства работы оператора с комплексом (улучшение качества и разрешения терминальных устройств, введение в состав комплекса спецпроцессоров параллельного действия).

ЛИТЕРАТУРА

1. Нестерихин Ю. Е., Пушной Б. М. О системе автоматической обработки изображений.— Автометрия, 1977, № 3.
2. Бурый Л. В., Кузнецов С. А., Луговов Л. Г. и др. Электромеханическая система позиционирования фотограмметрического автомата «Зенит».— Автометрия, 1977, № 3.
3. Мамонтов Г. М., Поташников А. К., Ситников Г. Ф. Сканирующее устройство универсального фотограмметрического автомата «Зенит».— Автометрия, 1977, № 3.
4. Бурый Л. В., Иванов В. А. Математическое описание и моделирование алгоритмов управления двухкоординатным приводом с линейными двигателями.— Автометрия, 1977, № 3.
5. Андрианов Л. А., Киричук В. С., Косых В. П., Чейдо Г. П. Анализ цитограмм системой «Зенит — ЭВМ».— Препринт № 49. Новосибирск, изд. ИАиЭ СО АН СССР, 1976.
6. Васьков С. Т., Выдрин Л. В., Касперович А. Н. и др. Прецизионная система ввода-вывода изображений из ЭВМ.— Автометрия, 1977, № 2.
7. Авдеев В. С., Васьков С. Т., Мамонтов Г. М. и др. «Карат» — устройство вывода графической информации из ЭВМ на микрофильм.— Автометрия, 1976, № 1.
8. Карлсон Н. Н. Организация движения регистрирующего устройства графопостроителя-кодировщика «Планшет».— В кн.: Автоматизация научных исследований на основе применения ЭВМ. (Тезисы докладов конф.). Новосибирск, изд. ИАиЭ СО АН СССР, 1979.
9. Алькаев М. И., Ведерников В. М., Щербаченко А. М. Программно-управляемые модули интерференционной координатно-измерительной системы фотограмметрического автомата «Зенит».— Автометрия, 1977, № 3.
10. Киричук В. С., Пушной Б. М., Чейдо Г. П. Построение процедур считывания с выпуклыми границами.— Автометрия, 1977, № 3.
11. Андрианов Л. А., Киричук В. С., Косых В. П. Автоматический анализ цитограмм.— Автометрия, 1977, № 3.
12. Косых В. П., Чейдо Г. П. Автоматизация астро- и фотометрических измерений.— Автометрия, 1977, № 3.
13. Воронцова Л. А., Чейдо Г. П. Алгоритм автоматического отождествления звезд снимка с каталогом.— Автометрия, 1974, № 4.
14. Иванов В. А., Киричук В. С., Перетягин Г. И. Сегментация изображений.— Автометрия, 1980, № 3.

Поступила в редакцию 21 декабря 1979 г.

УДК 519.219 : 519.22 : 519.223 : 519.226 : 519.254 : 528.7

В. А. ИВАНОВ, В. С. КИРИЧУК, Г. И. ПЕРЕТЯГИН

(Новосибирск)

СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Введение. В данной статье рассматривается одна из основных задач сегментации изображений — классификация текстурных характеристик небольших фрагментов для последующего отнесения их к тем или иным областям. Этот тип сегментации применяется для разбиения сцены на

области и основан на выделении (распознавании) фрагментов со статистически подобными свойствами.

Классификация фрагментов изображений по текстурным характеристикам. В последнее время, особенно в связи с задачами исследования земных ресурсов из космоса, все более актуальной становится проблема автоматической классификации фрагментов изображений [1, 2]. Методы, ранее применявшиеся для классификации текстур, носят в основном эвристический характер и сводятся к исследованию систем признаков, построенных на основе либо мощности фурье-спектра структуры фрагмента, либо характеристик, учитывающих взаимодействие (корреляцию) «соседних» пар уровней плотности изображений [3]. Реализация данных подходов требует предварительного выбора достаточно большого числа однородных фрагментов для «обучения» классификатора — формирования классов возможных текстур на изображении. Известно (см., например, [4]), что фурье-признаки являются более слабыми по степени различения текстур, нежели статистики взаимодействия.

Автоматическая классификация фрагментов изображений по текстурным характеристикам требует разработки методов статистического анализа случайных полей, определенных на двумерной решетке.

Марковские модели случайного поля. Для широкого круга задач обработки изображений эффективным оказывается рассмотрение изображения как реализации случайного марковского поля. Существует два фактически эквивалентных метода определения таких случайных полей. Один из них основан на формулировке статистической механики, данной Гиббсом. Здесь фундаментальным является понятие канонического ансамбля, описываемого распределением Гиббса:

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

где $H(\tau)$ — скалярная функция (энергия, потенциал), а Z — константа. Другой метод выводится из достаточно естественного расширения марковского процесса для случая большей размерности [5]. В работах [6, 7] показано, что для конечных подмножеств дискретной решетки класс марковских случайных полей совпадает с классом гиббсовских состояний с потенциалами «ближайшего соседа». Эквивалентность марковских случайных полей (на всем пространстве) и гиббсовских состояний с потенциалами ближайшего соседа впервые была получена в [8].

Рассмотрим необходимые определения. Пусть $\tau(x_i)$ — случайная функция, определенная на дискретной решетке. Компонента решетки $x_j (\neq x_i)$ является соседом компонента x_i , тогда и только тогда, когда распределение $P(\tau(x_i))$ зависит от $\tau(x_j)$. Так, если $P(\tau(i, j)/\text{все остальные } \tau(k, l))$ зависит лишь от $\tau(i, j-1)$, $\tau(i, j+1)$, $\tau(i-1, j)$, $\tau(i+1, j)$, то для двумерной решетки будем иметь так называемую схему решетки ближайшего соседа (схема «первого порядка» взаимодействия). Любая система из n компонент с заданным «соседством» естественно генерирует класс правильных стохастических схем. Каждый член этого класса называется марковским полем; для него

$$P(\tau(x_i)/\text{все остальные } \tau(x_j)) = P(\tau(x_i)/\text{все соседи } \tau(x_i)).$$

В общепринятой формулировке гиббсовским ансамблем называется случайное поле, совместная вероятность состояний компонент которого задается формулой (1), где

$$\begin{aligned} H(\tau(x)) - H(0) = & \sum_{1 \leq i \leq n} \tau(x_i) U_i(\tau(x_i)) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} \tau(x_i) \tau(x_j) U_{ij} \times \\ & \times (\tau(x_i), \tau(x_j)) + \dots + \sum_{1 \leq i < j < \dots < k \leq n} \tau(x_i) \tau(x_j) \dots \tau(x_k) U_{ij \dots k}(\tau(x_i), \tau(x_j) \times \\ & \times (x_j), \dots, \tau(x_k)) + \dots + \tau(x_1) \dots \tau(x_n) U_{12 \dots n}(\tau(x_1), \dots, \tau(x_n)). \end{aligned}$$

Сделаем два предположения. Пусть $\tau(x)$ принимает лишь конечное множество значений (в том числе 0) и, кроме того, $P(0) > 0$. Тогда, согласно [9], для того чтобы случайное поле было марковским с условными вероятностями $P(\tau(x_i)/\cdot) > 0$, необходимо и достаточно, чтобы оно было гиббсовским ансамблем. Соответствие между наборами $\{P(\tau(x_i)/\cdot)\}$ и $\{U_{ij\dots k}(\cdot)\}$ является взаимно однозначным при $U_{ij\dots k}(\cdot) \neq 0$ тогда и только тогда, когда (x_i, x_j, \dots, x_k) — соседи.

Достаточные статистики для марковских полей. Итак, мы имеем множество из n мест и связанные с этими местами случайные переменные $\tau(x_i)$, определяющие оптическую плотность на негативе. (Поскольку мы в дальнейшем существенно используем асимптотику, т. е. случай больших n , то зависимостью от граничных условий везде пренебрегаем.) Будем считать, что оптическая плотность проквантована на M дискретных уровней — $\tau(x_i) = 1, 2, \dots, M$. Кроме того, поскольку рассматривается двумерная решетка, то U — функции с более чем двумя аргументами — исчезают и

$$Q(\tau(x)) = \ln \{P(\tau(x))/P(0)\} = \sum_{1 \leq i \leq n} \tau(x_i) U_i(\tau(x_i)) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} \tau(x_i) \tau(x_j) U_{ij}(\tau(x_i), \tau(x_j)). \quad (2)$$

Далее будем требовать, чтобы вероятности $P(\tau(x_i), \tau(x_j), \dots, \tau(x_k)/x_i, x_j, \dots, x_k)$ не изменялись при сдвиге решетки как вдоль горизонтальной, так и вдоль вертикальной прямой, не требуя инвариантности относительно замены горизонтали на вертикаль. Тогда все $U_i(\tau(x_i))$ не будут зависеть от номера места x_i , а $U_{ij}(\tau(x_i), \tau(x_j))$ разбивается на сумму $U_\Gamma(\tau(x_i), \tau(x_j)) + U_\text{B}(\tau(x_i), \tau(x_j))$, т. е. (2) можно переписать в виде

$$Q_1(\tau(x)) = \sum_{1 \leq i \leq n} \tau(x_i) U(\tau(x_i)) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} \tau(x_i) \tau(x_j) U_\Gamma(\dots) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} \tau(x_i) \tau(x_j) U_\text{B}(\dots). \quad (3)$$

Если дополнительно потребовать инвариантности относительно вращения, то

$$Q_2(\tau(x)) = \sum_{1 \leq i \leq n} \tau(x_i) U(\tau(x_i)) + \sum_{1 \leq i < j \leq n} \tau(x_i) \tau(x_j) U(\tau(x_i), \tau(x_j)). \quad (4)$$

Пусть n_l — число компонент изображения, для которых $\tau(x) = l$, а n_{km} — число пар (соседей) с плотностями $\tau(x_i) = k$ и $\tau(x_j) = m$. Нетрудно тогда заметить (переходя от суммирования по «местам» к суммированию по значениям оптических плотностей), что в этих обозначениях (4) может быть записано как

$$Q_2(\tau(x)) = \sum_{l=1}^M n_l \Theta_l + \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^M n_{lk} \Theta_{lk}, \quad (5)$$

где $\Theta_l = lU(l)$, $\Theta_{lk} = lkU(l, k)$ ($\tau(x_i) = l$, $\tau(x_j) = k$),

а (3) — в виде

$$Q_1(\tau(x)) = \sum_{l=1}^M n_l \Theta_l + \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^M n_{lk}^\Gamma \Theta_{lk}^\Gamma + \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^M n_{lk}^\text{B} \Theta_{lk}^\text{B}.$$

В результате, поскольку условные распределения относятся к экспоненциальному семейству, множеством достаточных статистик для них является набор $(n_l, n_{lk}^\Gamma, n_{lk}^\text{B})$, и так как $n_l = \sum_{k=1}^M (n_{lk}^\Gamma + n_{lk}^\text{B})$, то минимальными достаточными статистиками будут $(n_{lk}^\Gamma, n_{lk}^\text{B})$, а в полностью симметричном случае — (n_{lk}) , $l, k = 1, M$.

Критерий однородности марковских полей. Из (5) следует, что для трансляционно-инвариантного и изотропного марковских полей функция правдоподобия выборки $(\tau(x_1), \dots, \tau(x_n))$ равна

$$P(\tau(x_1), \dots, \tau(x_n)) = B(n) e^{\sum_{l=1}^M \Theta_l n_l + \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^M \Theta_{lk} n_{lk}} = B(n) \prod_{l=1}^M p_l^{n_l} \prod_{k=1}^M p_{lk}^{n_{lk}}, \quad (6)$$

где $p_l = P(\tau(x_i) = l) = e^{\Theta_l} = e^{U(l)}$, $p_{lk} = P(\tau(x_i) = l, \tau(x_j) = k) = e^{\Theta_{lk}} = e^{lkU(l,k)}$ и (x_i, x_j) — соседи.

Известно [10], что распределение достаточных статистик для экспоненциального семейства также экспоненциально. В частности, из формулы (6) можно заключить, что распределение $(n_{11}, n_{12}, \dots, n_{MM})$ соответствует экспоненциальному закону

$$P(n_{11}, n_{12}, \dots, n_{MM}) = B(n) C(\Theta_l, \Theta_{lk}) e^{\sum_l \sum_k \Theta_{lk} n_{lk}}. \quad (7)$$

Уточним вид $C(\Theta_l, \Theta_{lk})$. Для этого используем соотношения

$$n_M = n - \sum_{l=1}^{M-1} n_l; \quad p_M = 1 - \sum_{l=1}^{M-1} p_l; \quad n_{MM} = n - \sum_{l=1}^{M-1} \sum_{k=1}^M n_{lk};$$

$$p_{MM} = 1 - \sum_{l=1}^{M-1} \sum_{k=1}^M p_{lk}$$

и представим (7) в виде

$$Q_2(\tau(x)) = \sum_{l=1}^{M-1} n_l \ln p_l + \left(n - \sum_{j=1}^{M-1} n_j \right) \ln \left(1 - \sum_{j=1}^{M-1} p_j \right) +$$

$$+ \sum_{l=1}^{M-1} \sum_{k=1}^M n_{lk} \ln p_{lk} + \left(n - \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^M n_{ij} \right) \ln \left(1 - \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^M p_{ij} \right).$$

Тогда

$$P(\tau(x_1), \dots, \tau(x_n)) = B_n \left(1 - \sum_{i=1}^{M-1} p_i \right)^n \times$$

$$\times \left(1 - \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^M p_{ij} \right)^n e^{\sum_{l=1}^{M-1} n_l \ln \frac{p_l}{1 - \sum_i p_i} + \sum_{l=1}^{M-1} \sum_{k=1}^M n_{lk} \ln \frac{p_{lk}}{1 - \sum_i \sum_j p_{ij}}}. \quad (8)$$

Из сравнения формул (7) и (8) видно, что

$$C(\Theta_l, \Theta_{lk}) = C(p_l, p_{lk}) = \left(1 - \sum_{i=1}^{M-1} p_i \right)^n \left(1 - \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^M p_{ij} \right)^n.$$

Пользуясь тем, что математические ожидания и ковариации статистик $\{n_{lk}\}$ в экспоненциальном семействе (7) задаются формулами

$$E(n_{lk}) = -\partial \ln C(p_l, p_{lk}) / \partial p_{lk},$$

$$\text{Cov}(n_{lk}, n_{ij}) = -\partial^2 \ln C(p_l, p_{lk}) / \partial p_{lk} \partial p_{ij},$$

найдем соответствующие значения. Здесь нужно лишь учесть, что

$$\Theta_{lk} = \ln \frac{p_{lk}}{1 - \sum_i \sum_j p_{ij}}, \quad p_{lk} = \frac{e^{\Theta_{lk}}}{1 + \sum_i \sum_j e^{\Theta_{ij}}} \quad \text{и} \quad 1 - \sum_i \sum_j p_{ij} = \frac{1}{1 + \sum_i \sum_j e^{\Theta_{ij}}}.$$

В результате

$$E(n_{lk}) = n \frac{e^{\Theta_{lk}}}{1 + \sum_i \sum_j e^{\Theta_{ij}}} = n p_{lk},$$

$$\begin{aligned}\text{Var}(n_{ik}) &= np_{ik}(1-p_{ik}), \\ \text{Cov}(n_{ih}, n_{ij}) &= -np_{ih}p_{ij}.\end{aligned}$$

Чтобы оценить p_i и p_{ik} , найдем максимум функции правдоподобия $L = P(\tau(x_1), \dots, \tau(x_n))$ по p_i и p_{ik} при ограничениях $\sum_{l=1}^M p_l = 1$ и $\sum_{k=1}^M p_{ik} = p_i$.

С точностью до константы логарифм функции правдоподобия

$$\ln L = \sum_{l=1}^M n_l \ln p_l - \sum_{k=1}^M n_{ik} \ln p_{ik}.$$

Оценки максимального правдоподобия (МП) в данном случае имеют вид $\hat{p}_i = n_i/n$, $\hat{p}_{ik} = n_{ik}/n$. Полученные оценки асимптотически нормальны, поскольку они являются МП-оценками и функция правдоподобия удовлетворяет условиям регулярности.

Предположим теперь, что получены две реализации марковских полей с параметрами (p_i, p_{ik}) и (q_i, q_{ik}) . Будем проверять множественную гипотезу $H_0: p_{ik} = q_{ik} = \lambda_{ik}$ (однородность марковских полей). Рассмотрим разность отношений $U_{ik} = n_{ik}/n - k_{ik}/k$.

При справедливости гипотезы H_0 эта разность асимптотически нормальна с нулевым средним и дисперсией $\lambda_{ik}(1-\lambda_{ik})(1/n + 1/k)$. Поскольку объединенная оценка $\hat{\lambda}_{ik} = (n_{ik} + k_{ik})/(n + k)$ достаточна для λ_{ik} (при H_0), то оценка дисперсии U_{ik} равна

$$\widehat{\text{Var}} U_{ik} = (n_{ik} + k_{ik})/(n + k) [1 - (n_{ik} + k_{ik})/(n + k)] (1/n + 1/k).$$

В результате статистика

$$t_{ik} = (U_{ik} - E(U_{ik})) / \{\widehat{\text{Var}}(U_{ik})\}^{1/2} = (n_{ik}/n - k_{ik}/k) / \{\widehat{\text{Var}}(U_{ik})\}^{1/2}$$

распределена асимптотически нормально с нулевым средним и единичной дисперсией. Пользуясь соображениями инвариантности и достаточности, найдем, что статистикой асимптотически равномерно наиболее

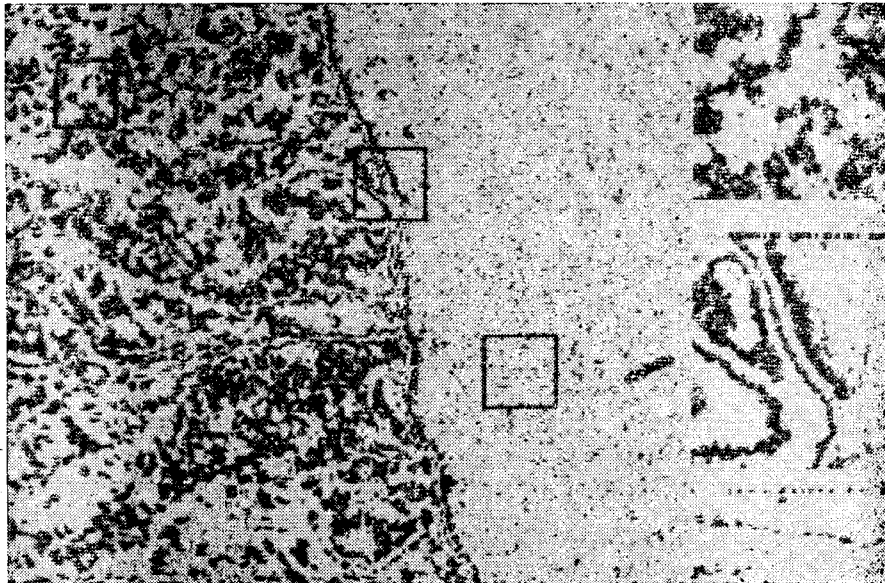


Рис. 1.

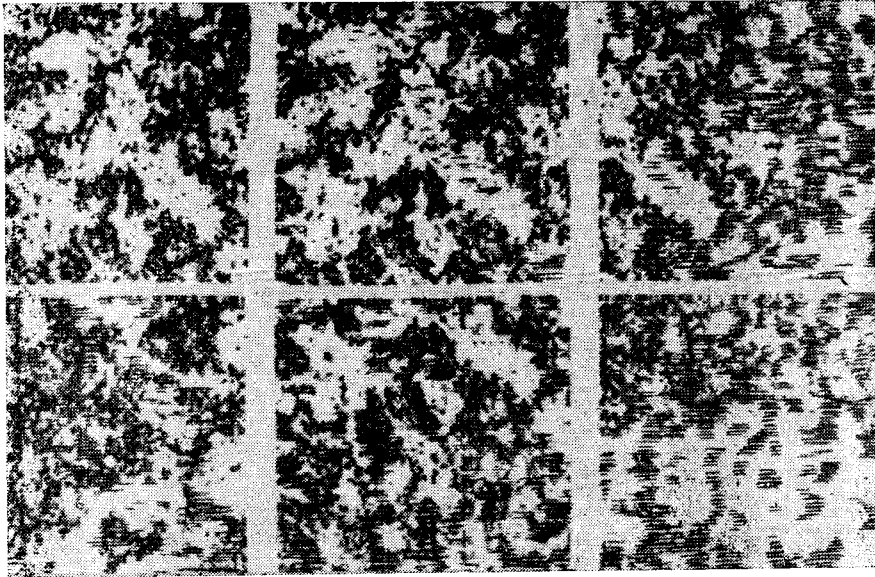


Рис. 2.

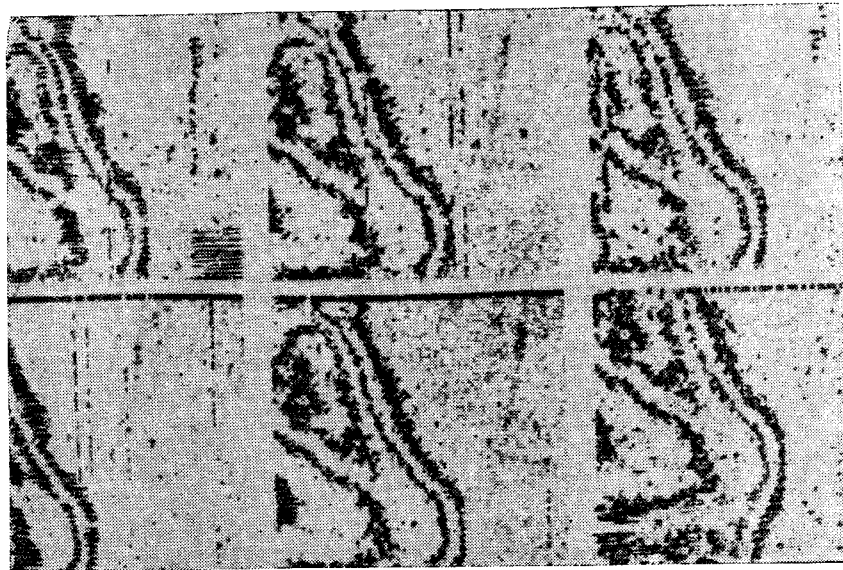


Рис. 3.

мощного инвариантного критерия будет величина $t^2 = \sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^M t_{lk}^2$, имеющая распределение χ^2 с $r = [M(M+1)/2] - 1$ степенями свободы. Уменьшение числа степеней свободы связано с тем, что матрица $\{p_{lk}\}$ симметрична относительно диагонали и $\sum_{l=1}^M \sum_{k=1}^M p_{lk} = 1$.

Экспериментальные результаты. На каждом из приведенных фрагментов вычислялись минимальная и максимальная величины оптической плотности, и весь размах квантовался на 16 уровней. Для анализа тестовых статистик применялось нормальное приближение к распределению χ^2 [11].

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

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-