

ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ

УДК 621.372.542

В. А. ИВАНОВ
(Новосибирск)

АЛГОРИТМЫ ФОРМИРОВАНИЯ СЕРИЙ НЕСТАЦИОНАРНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ МОЗАИЧНОЙ МОДЕЛИ

В настоящее время для оптического и ближнего ИК-диапазонов накоплены обширные данные, позволяющие дать статистическое описание поверхности Земли и многих природных объектов, регистрируемых из космоса [1—4]. Однако не всегда возможно получить серии реальных изображений с заданными статистическими, временными и пространственными характеристиками, что и вызывает необходимость создания алгоритмического и программного обеспечения для генерации «реалистичных» искусственных изображений. Наличие такого математического обеспечения позволяет имитировать широкий спектр типов изображений и более эффективно разрабатывать и проверять алгоритмы обработки серий изображений.

Обработка серий изображений предполагает их нестационарность, которая обусловлена физическими причинами; поэтому было бы желательно построение математических моделей изображений и их динамики. Отсутствие «полных» данных вынуждает решать задачу имитации серий изображений на основе имеющихся статистических характеристик и аналогий, отражающих в какой-то мере свойства и динамику реальных изображений. В работе представлено описание средств формирования серий изображений на основе мозаичной макроструктуры, заполняемой примитивами изображений.

1. Синтез изображений. Для формирования изображений используются модели двух уровней. К первому уровню относятся глобальные модели, определяющие макроструктуру изображения, ко второму — локальные модели (примитивы изображений), определяющие статистические характеристики однородных областей макроструктуры. Для синтеза искусственного изображения необходимо задать описание макроструктуры, а также типы локальных моделей и их описание.

Глобальная модель. В обзорах [5, 6] рассмотрены три варианта искусственных макроструктур, порождаемых случайными сечениями, полигонами Вороного, триангуляцией [7, 8]. Одним из недостатков при использовании указанных макроструктур является прямолинейность границ областей. В данной работе в качестве макроструктуры используется мозаика Вороного, но со случайными границами полигонов. Макроструктура изображения может быть подчинена следующим условиям (А):

- а) заданы количество и распределение типов областей на изображении;
- б) задано распределение размеров областей каждого типа;
- в) заданы вероятности соседства между типами областей (например, в виде матрицы соседства).

Первое условие не накладывает жестких ограничений на размещение, размеры и соседство областей. Для формирования центров областей достаточно генерировать случайное поле точек согласно, например, закону Пуассона. Затем по этим точкам можно построить мозаику или скелет, которые и определяют макроструктуру изображения. Если выбрана мозаика Вороного, то следует воспользоваться алгоритмом из [9], а для построения скелета — алгоритмом, основанным на методах математической морфологии [10].

Если добавляется второе условие, то размещение центров областей можно осуществить, как и в предыдущем случае, но с учетом того, что в круге радиусом $R_i + R_j$ с центром в i -м центре области не должно быть других j -х центров областей, где R_i, R_j — радиусы (линейные размеры) i -й и j -й областей. Выполнение трех условий существенно усложняет задачу построения макроструктуры, и решение ее возможно только с некоторой вероятностью.

Локальные модели. Локальные модели подробно рассмотрены в обзорах [5, 6], поэтому мы ограничимся лишь сведениями, которые необходимы для дальнейшего изложения. Двумерные случайные поля с независимыми отсчетами обычно формируются из случайных последовательностей с заданной функцией распределения. Во многих приложениях используются последовательности с нормальным, логарифмически нормальным, рэлеевским и равномерным распределениями. Широкий класс изображений может быть описан в виде реализации двумерных марковских (гаусс-марковских) процессов с показательными автокорреляционными функциями. Одно из представлений модели с белым шумом, используемое в настоящей работе, — линейное разностное уравнение. Другой тип двумерного случайного поля генерируется с применением дробного броуновского движения (Fractal Brownian Motion (FBM)). Основы теории одномерного FBM были изложены в работах Мандельброта [11, 12]. FBM является представителем семейства гауссовых одномерных стохастических процессов и может быть представлен средним броуновского процесса с некоторым весом.

1.1. Формирование макроструктуры изображения. Как было отмечено выше, задача размещения областей не может быть решена точно: не удается построить сходящегося алгоритма. Поэтому в данной работе рассматривается процедура, которая решает поставленную задачу с «некоторой вероятностью» (иными словами, не каждая построенная с помощью предлагаемого алгоритма имитация удовлетворяет условиям (A)). Исходными данными для формирования центров областей являются: число областей и распределение их типов RT_i ($i = 1, N$, N — число типов областей); распределение размеров для каждого типа $RL_i(l)$, например нормального $N(l_i, \sigma_i)$; матрица соседства типов $MS(I, J)$ ($J = 1, N$).

Алгоритм базируется на представлении областей кругами, центры которых размещаются в прямоугольной области в соответствии с условиями (A).

Проверка согласия выборочных распределений $\widehat{RT}, \widehat{RL}(l), \widehat{MS}(I, J)$, получаемых после имитации центров областей, с заданными осуществляется по критерию χ^2 . Выборочные распределения рассчитываются по мозаике Вороного, которая строится процедурой из работы [9]. В алгоритме предусмотрено выбрасывание и (или) дополнительное размещение центров с целью корректировки первоначальной имитации размещения областей для того, чтобы удовлетворить условиям (A).

В результате работы алгоритма формируется файл, содержащий описание областей, который используется для последующего синтеза изображения. Если условия (A) не удовлетворены, то имитация повторяется с другими начальными условиями датчика равномерного шума. Моделирование показало, что «успешными» оказываются более 70 % имитаций.

1.2. Формирование опорного изображения со случайными границами клеток макроструктуры. После формирования центров областей с заданными свойствами необходимо синтезировать опорное изображение, границы областей макроструктуры которого были бы случайными, что ослабило бы эффект неестественности, связанный с прямолинейностью границ.

Из определения полигонов Вороного следует, что граница между двумя клетками мозаики является отрезком прямой и проходит по середине отрезка, соединяющего центры полигонов, и перпендикулярна этому отрезку. Построение случайных граней полигонов осуществляется заменой отрезков прямых, построенных алгоритмом из [9], на случайные линии, которые формируются на основе одномерного FBM алгоритма [13]. При проведении случайных граней необходимо обеспечить пересечение границ полигонов. Построенным таким образом клеткам мозаики затем приписывается яркость, равная i , где i — номер области; на этом построение опорного изображения заканчивается.

Другой вариант макроструктуры назовем региональной моделью с природными объектами, которая имитирует подстилающую поверхность, содержащую две однородные области (например, сушу и воду) и объекты (облака, поля, лесные массивы). Случайная граница, разделяющая регионы, строится путем организации блуждающего движения из середины отрезка, соединяющего центры регионов, с преимущественным направлением вдоль прямой, перпендикулярной этому отрезку. В опорном изображении каждому региону приписывается соответствующая яркость. На опорное изображение региональной модели можно нанести области, имитирующие природные объекты. Для выделенной прямоугольной области на опорном изображении генерируется поле точек, соответствующее центрам «природных объектов». Если требуется подчинить размещение природных объектов условиям, аналогичным (А), то центры объектов можно получить алгоритмом формирования макроструктуры. Для формирования областей, соответствующих объектам, используется алгоритм растекания с заданием скоростей роста и выделением преимущественных направлений роста, что определяет площади и ориентацию этих объектов. Стохастичность границ достигается случайным выбором граничных точек объекта для их расширения.

1.3. Заполнение макроструктур. Если макроструктура изображения сформирована (опорное изображение), то остается заполнить области примитивами изображений. На опорном изображении каждая область представляется своим значением яркости, соответствующим ее номеру i . Этих данных вполне достаточно для быстрого выделения областей и получения списков и строк (начало (X_n), конец (X_k) и номер (Y) строки), необходимых для заполнения макроструктуры. Наличие опорного изображения избавляет нас от необходимости хранить описание каждой области в виде какого-либо списка.

Представленная ранее часть алгоритмического обеспечения не зависит от используемых локальных моделей изображений, что позволяет применять практически любой тип примитивов изображений для заполнения макроструктуры, если обеспечивается «сшивки» граничных условий. В данной работе рассмотрим алгоритмы заполнения макроструктуры, использующие текстурные и FBM примитивы.

1.3.1. Заполнение областей текстурными примитивами. Алгоритм основан на работе [14] и использует итерационный процесс:

$$\tau_{ij}^{(n+1)} = \begin{cases} \sum_{k,l \in M} h_{kl} \tau_{i-k, j-l}^{(n)} + u_{ij}, & i, j \in D; \\ \tau_{ij}^G, & i, j \in \partial D; \end{cases} \quad (1)$$

$$\tau_{ij}^{(0)} = \begin{cases} u_{ij}, & i, j \in D; \\ \tau_{ij}^G, & i, j \in \partial D, \end{cases}$$

где $\tau_{ij}^{(n+1)}$ — значение в точке i, j для $n+1$ -й итерации в области D ; ∂D —

граница области D ; u_{ij} — шум возбуждения; τ_{ij}^G — граничные значения; $\tau_{ij}^{(0)}$ — начальные значения; M — область определения h_{kl} . В [14] показано, что итерационная процедура сходится к единственному решению:

$$\begin{aligned}\tau_{ij} &= \sum_{k,l \in M} h_{kl} \tau_{i-k,j-l} + u_{ij}, \quad i, j \in D; \\ \tau_{ij} &= \tau_{ij}^G, \quad i, j \in \partial D,\end{aligned}\tag{2}$$

если $\sum_{k,l \in M} |h_{kl}| < 1$ и моменты $\{u_{ij}\}$ ограничены.

При реализации возник ряд вопросов, потребовавших эмпирических решений и упрощений, что связано с невозможностью точно реализовать процедуру (1) на имеющемся комплексе обработки изображений. Хранение изображений ($\tau_{ij}^{(n)}, u_{ij}$) осуществляется в видеобufferе, имеющем диапазон представления чисел от 0 до 255, что и не позволяет получить абсолютно сходящегося решения. При представлении τ_{ij} и u_{ij} действительными числами итерационная процедура (1) сходится к решению (2) с незначимой ошибкой за 6—10 итераций. В нашем случае выбор числа итераций (при представлении τ_{ij}, u_{ij} байтом и вычислении выражения $\sum_{l \in M} h_{kl} \tau_{i-k,j-l} + u_{ij}$ в вещественной арифметике) осуществлялся визуально, т. е. по отсутствию видимых изменений изображения на экране TV-монитора в процессе синтеза текстуры. Так как видимых изменений изображения после четырех итераций не наблюдается, то для наших целей число итераций было принято равным 6. Большое число итераций нецелесообразно в связи с увеличением времени счета и медленным уменьшением среднего значения яркости в синтезируемой области. Очередная итерация проводится для всего изображения последовательно для каждой области, что позволяет сгладить переходы на границах между областями, так как на краях областей яркости будут зависеть от яркостей соседних на глубину, определяемую размером M .

1.3.2. Заполнение макроструктуры FBM примитивами. Основу алгоритма составляет процедура синтеза двумерного FBM примитива на квадрате со стороной $IR = (2^l + 1)$ точек. Схема вычислений значений в квадрате взята из [13] и сводится к следующему (рис. 1). Генерируются четыре псевдослучайные гауссовы величины в углах квадрата (помечены «0»). Величины в точках «'» вычисляются только по граничным точкам, как и в одномерном случае. На первом шаге ($l = 1$) вычисляется величина в точке $1a$ согласно формуле

$$\begin{aligned}\tau_{1a} &= \sum_{k=1}^4 \tau_k^0 / 4 + \text{STD}_1 \times N(0, 1); \\ \text{STD}_1 &= \text{SCALE} \times 2^{-H},\end{aligned}\tag{3}$$

где τ_k^0 — значения в точках, обозначенных «0»; $N(0, 1)$ — псевдослучайная нормально распределенная величина с нулевым средним и единичной дисперсией; SCALE — амплитуда шума; 2^{-H} — вес. На втором и последующих l -х шагах величина $\text{STD}_l = \text{STD} \times 2^{-lH}$.

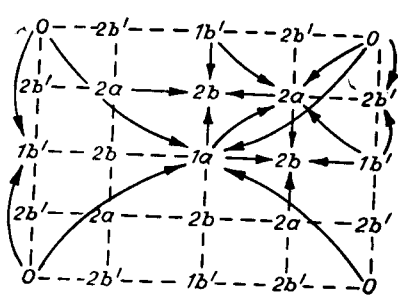


Рис. 1

гах величины в точках с четной (точки $2a$) и нечетной (точки $2b$) суммой индексов вычисляются по формуле, аналогичной (3), согласно схеме рис. 1.

2. Имитация серий изображений. Серией будем называть временной ряд пространственноподобных изображений, или, другими словами, временную последовательность изображений одной и той же сцены, имеющей отличия (нестационарность), обусловленные физическими причинами. Следствием таких причин явля-

ются изменения в положении и геометрии областей, изменение яркостных и статистических характеристик. Для имитации перечисленных изменений изображений во времени необходимы алгоритмы, позволяющие осуществлять следующие типы движений: перемещение областей на величины, кратные шагу дискретной решетки и меньше; изменение размеров и формы областей; изменение яркостных и статистических характеристик областей.

Каждый тип движения может осуществляться независимо, что позволяет конструировать сложные движения.

Общими данными, объединяющими алгоритмы имитации движений, являются: опорное изображение макроструктуры, синтезированное изображение, файл данных об областях. Кратко рассмотрим алгоритмы имитации перечисленных движений.

2.1.1. Линейные перемещения областей, кратные шагу дискретной решетки. Возможен ряд подходов к организации движения областей, различных по сложности, требованиям к оперативной и внешней памяти системы обработки, времени вычислений. Довольно простым является вариант, когда для каждой области имеются примитивы изображений формата листов видеобuffers, которые могут храниться в файлах на ИМД. Перемещение области по кадру осуществляется на опорном и исходном изображениях. «Освободившиеся» в результате движения участки на опорном изображении заполняются значениями индикаторов соседних областей. Затем в изображении происходит заполнение этих участков из набора исходных примитивов в соответствии с опорным изображением. В данном случае необходимо преодолеть «сшивание» граничных условий и иметь значительный объем внешней памяти на ИМД для хранения примитивов изображений.

В рассматриваемом случае реализован подход, по сложности и методике близкий к алгоритмам заполнения макроструктуры и требующий хранения только параметров описания примитивов изображений. Алгоритм основан на линейном смещении одной из областей на опорном изображении на целое число шагов решетки с последующим заполнением «освободившейся» области значениями соседних областей опорного изображения, которые заполняются соответствующими примитивами на исходном изображении.

2.1.2. Перемещение областей на расстояния меньше одного дискрета. Такое перемещение осуществляется на основе использования интерполяции трех видов (линейной, сплайн-интерполяции и стохастической). Линейная и стохастическая интерполяции осуществляются в окне 2×2 точки, а сплайн-интерполяция третьей степени требует окно 4×4 точки. Стохастическая интерполяция основана на FBM представлении примитивов изображений.

2.2. Движение границ областей (малые вариации формы областей). Это движение осуществляется наращиванием или уменьшением областей на опорном изображении. Изменение формы областей основано на изменении яркости краевых точек области, которые отслеживаются соответствующей процедурой. Если область расширяется, то случайным образом выбираются граничные точки, а затем в окрестности таких точек (размер окрестности 3×3 точки) значения, принадлежащие соседним областям, заменяются на значения расширяемой области. При уменьшении области производится обратная замена значений.

2.3. Движение яркостей (малые вариации). Вариации яркостей в заданной области изображения проводятся путем аддитивных добавок независимых или коррелированных шумов. Кроме того, в случае текстурных примитивов возможно повторение синтеза текстуры с другим ядром (коэффициентами h_{kl} в (1)). Малые вариации яркости можно имитировать и алгоритмами перемещения области на величины меньше одного дискрета.

3. **Иллюстрация работы программного обеспечения.** Описанное алгоритмическое обеспечение реализовано на ЭВМ «Электроника 79», ос-

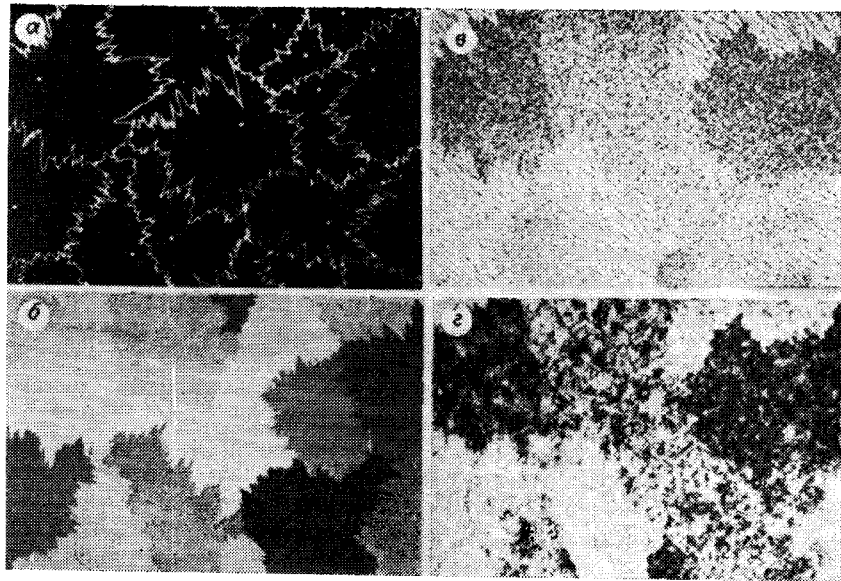


Рис. 2

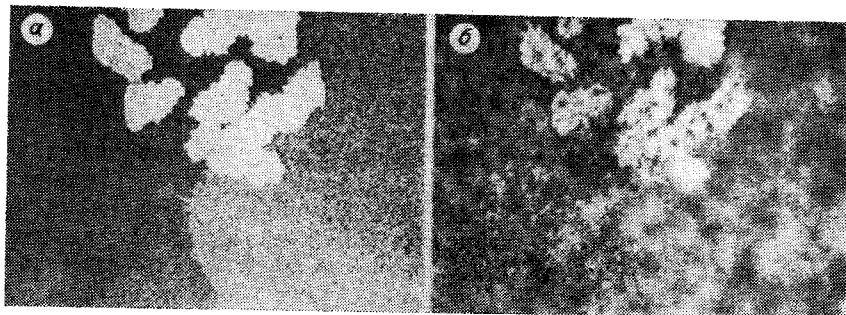


Рис. 3

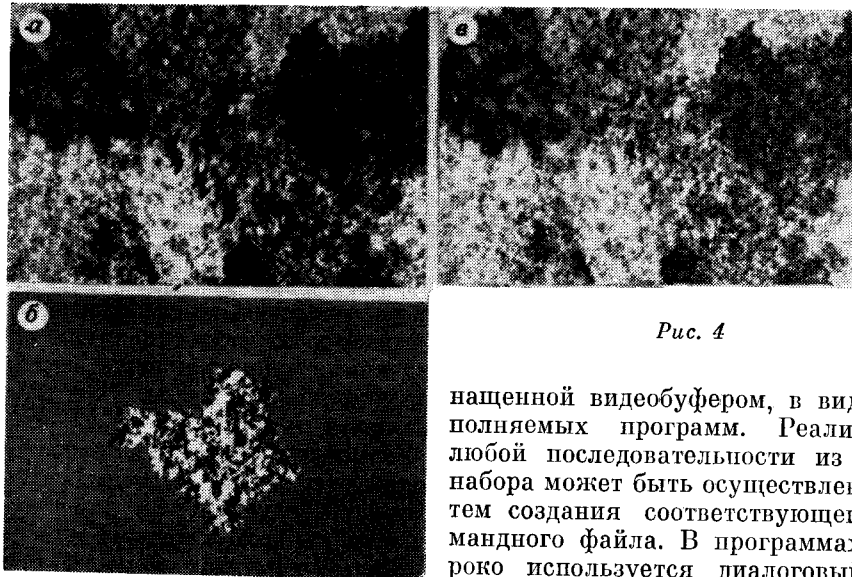


Рис. 4

нащенной видеобufferом, в виде исполняемых программ. Реализация любой последовательности из этого набора может быть осуществлена путем создания соответствующего командного файла. В программах широко используется диалоговый режим, что обусловлено значительной неопределенностью исходных данных. На рис. 2, а—г представлены некоторые этапы синтеза изображений с мозаичной структурой, а именно: а — мозаика Вороного со случайными границами, б — опорное изображение,

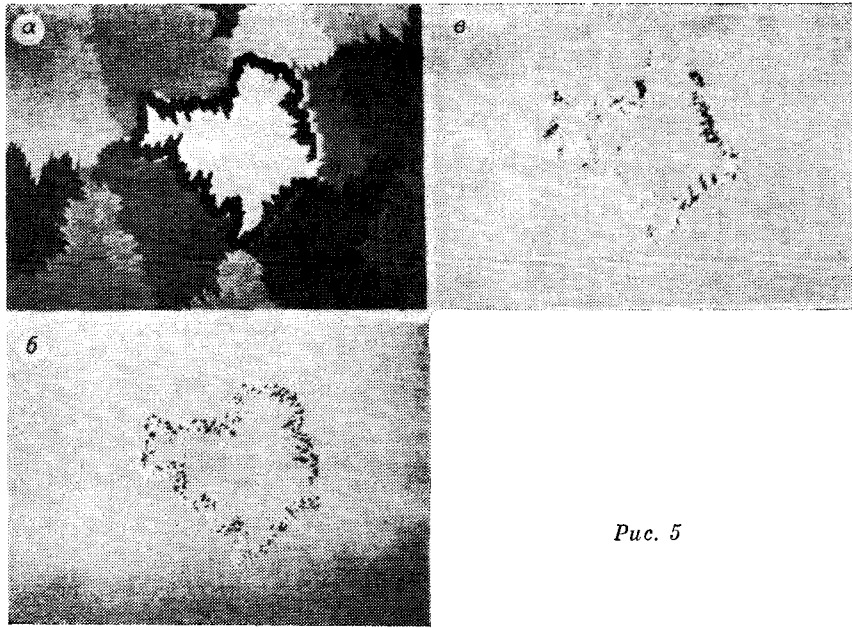


Рис. 5

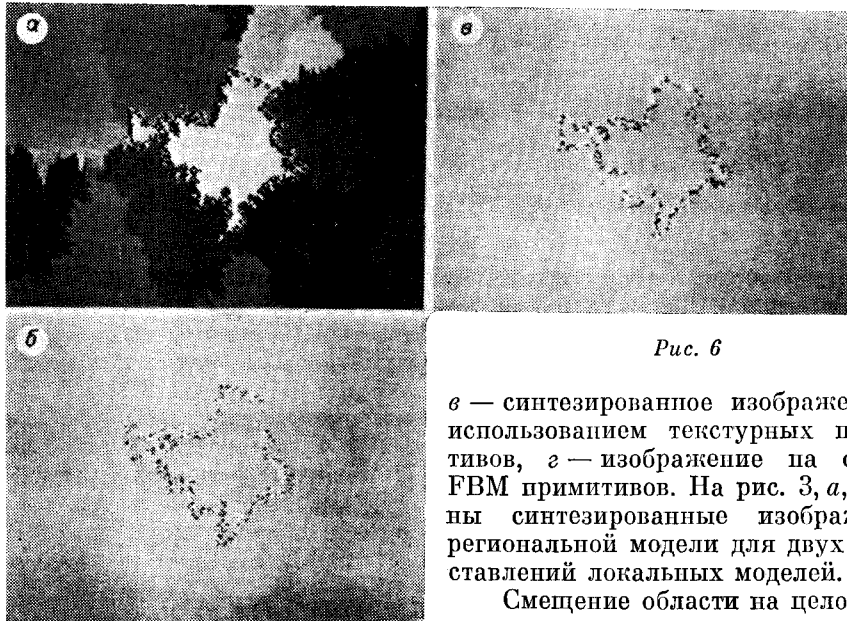


Рис. 6

в — синтезированное изображение с использованием текстурных примитивов, *г* — изображение на основе ГВМ примитивов. На рис. 3, *а, б* даны синтезированные изображения региональной модели для двух представлений локальных моделей.

Смещение области на целое число дискрет решетки иллюстрируется рис. 4, *а—в*. На рис. 4, *а* показано

смещение области на 10 дискрет вправо по координате *X* для ГВМ изображений, на рис. 4, *б* — перемещаемая область, на рис. 4, *в* — то же изображение со смещенной областью.

Вариации формы области показаны на рис. 5, *а—в*. На рис. 5, *а* представлено опорное изображение с расширенной на 10 шагов областью (темный контур — полоса расширения), а на рис. 5, *б, в* — разность между исходными (см. рис. 2, *в, г*) и преобразованными изображениями. На рис. 6, *а* представлено сжатие на 5 шагов области на опорном изображении, на рис. 6, *б, в* — разность между исходными (см. рис. 2, *в, г*) и преобразованными изображениями.

ЛИТЕРАТУРА

1. Мишев Д. Дистанционное исследование Земли из космоса: Пер. с болг.—М.: Мир, 1985.
2. Аэрокосмические исследования Земли.—М.: Наука, 1979.
3. Исследование природной среды с пилотируемых орбитальных станций.—Л.: Гидрометеоздат, 1972.
4. Прэтт У. Цифровая обработка изображений.—М.: Мир, 1982.
5. Abuja N., Schacter B. J. Image models // ACM Comput. Surv.—1981.—V. 13, N 4.—P. 373.
6. Kashyap R. L. Analysis and synthesis of image patterns by spatial interaction models // Progress in Pattern Recognition/Ed. L. M. Kanal, A. Rosenfeld.—Amsterdam; New York; Oxford: North-Holland Publishing Company, 1981.
7. Кендалл М., Моран П. Геометрические вероятности.—М.: Наука, 1972.
8. Gelis A., Boots B. Models of Spatial Processes.—L., Cambridge, 1978.
9. Иванов В. А., Иванченко Г. А. Математическое обеспечение статистического анализа аэрофотоснимков леса // Автометрия.—1982.—№ 4.
10. Косых В. П., Пустовских А. И., Тарасов Е. В., Яковенко Н. С. Морфологический процессор // Там же.—1984.—№ 4.
11. Mandelbrot B. B., Van Ness J. W. Fractional brownian motions, fractional noises and applications // SIAM Rev.—1968.—V. 10, N 4.—P. 422.
12. Mandelbrot B. B. Fractals: Form, Chance and Dimension.—San Francisco: Freeman, 1977.
13. Fournier A., Fussell D., Carpenter L. Computer rendering of stochastic models // Commun. ACM.—1982.—V. 25, N 6.—P. 371.
14. Woods J. W. Two-dimensional discrete markovian fields // IEEE Trans. of Inf. Theory.—1972.—V. IT-18, N 2.—P. 232.

Поступила в редакцию 5 октября 1987 г.

УДК 519.24

В. Г. АЛЕКСЕЕВ

(Москва)

О ВЫБОРЕ ПАРАМЕТРОВ ОЦЕНКИ КРИВОЙ РЕГРЕССИИ С ПОМОЩЬЮ ПЕРЕКРЕСТНОЙ ПРОВЕРКИ

Статистическое оценивание кривой регрессии является одной из тех немногих задач, где сама «природа» идет навстречу исследователю, помогая ему в выборе параметров оценки таким образом, чтобы ошибка оценивания в условиях данного эксперимента была близка к минимальной. Решающая роль в корректировке параметров оценки искомой функции регрессии с помощью самой выборки принадлежит методу перекрестной проверки, описанному, например, в [1, 2]. В настоящей работе метод перекрестной проверки применен к непараметрической оценке, зависящей от двух функциональных и двух числовых параметров.

Итак, пусть (ξ, η) — двумерная случайная величина с плотностью вероятности $f(x, y)$ и

$$\lambda(x) = \langle \eta | \xi = x \rangle = \int y f(x, y) dy / \int f(x, y) dy. \quad (1)$$

Здесь (и всюду в дальнейшем) интеграл без указания пределов обозначает интегрирование в пределах от $-\infty$ до $+\infty$, а угловые скобки $\langle \rangle$ являются символом математического ожидания.

Оценку величины $\lambda(x)$ по выборке $\{(\xi_i, \eta_i), i = 1, \dots, n\}$ из n независимых наблюдений случайной величины (ξ, η) будем искать в виде

$$\lambda_n(x) = \sum_{i=1}^n \left[\eta_i v \left(\frac{\xi_i - x}{b} \right) / nb \right] / \sum_{i=1}^n \left[u \left(\frac{\xi_i - x}{a} \right) / na \right], \quad (2)$$

где ядра (весовые функции) $u(x)$ и $v(x)$, $x \in R = (-\infty, \infty)$, четны, ограничены, тождественно обращаются в нуль вне интервала $(-1, 1)$ и