

УДК 355.233.1.005

К.С. Смеляков

Харьковский университет Воздушных Сил имени Ивана Кожедуба, Харьков

ФОТОМЕТРИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ ИЗОБРАЖЕНИЯ ОБЪЕКТА НЕРЕГУЛЯРНОГО ВИДА

В работе предложена унифицированная фотометрическая модель изображения объекта нерегулярного вида, используемая для решения задачи сегментации, позволяющая адаптироваться к вариациям фотометрических параметров изображений объектов на снимках в широком диапазоне значений.

Ключевые слова: изображение, сегментация, модель, оценивание, признак, адаптация, адекватность, эффективность.

Введение

В настоящее время все более отчетливо прослеживается тенденция расширения сферы применения специализированных и многофункциональных систем технического зрения (СТЗ) для решения научно-технических и прикладных задач. Широта использования систем технического зрения в наши дни является одним из наиболее ярких и наглядных интегральных показателей степени развития современных инновационных технологий в различных областях человеческой деятельности. При этом во многих приложениях, связанных с анализом изображений, системы технического зрения уже не просто дополняют, но и заменяют человека [1, 2].

Вместе с тем, эффективность применения многих СТЗ при решении ряда актуальных задач в настоящее время уже не отвечает предъявляемым требованиям [2, 3, 4], особенно в условиях близости фотометрических характеристик объектов и фона.

Одной из важнейших причин неэффективности применения современных СТЗ является отсутствие адаптивных фотометрических моделей изображений объектов нерегулярного вида, используемых для решения задачи сегментации [5].

Таким образом, актуальной является задача разработки унифицированной фотометрической модели изображения объекта нерегулярного вида, используемой для решения задачи сегментации, позволяющей адаптироваться к вариациям фотометрических параметров изображений объектов на снимках в широком диапазоне значений.

Изложение основного материала

1. Основные принципы построения фотометрической модели изображения объекта нерегулярного вида. Принимая во внимание основные принципы морфологического анализа изображений [6], ключевые фотометрические модели будем строить

на основе использования таких признаков изображения, которые оцениваются по его фотометрическому эталону, в качестве которого (с целью учета воздействия на изображение случайных факторов влияния, например, шумов), предлагается использовать уравнение регрессии, характеризующее типовое распределение яркости изображения рассматриваемого класса объектов.

В таких условиях для обеспечения возможности проведения эффективной сегментации основной целью моделирования будет: 1) построение фотометрического эталона сегмента типового изображения рассматриваемого класса объектов, полученного разбиением снимка на квадраты размерностью $g \times g$ (рис. 1); 2) выбор информативных признаков модели сегмента, оцениваемых по эталону; 3) построение фотометрической модели сегмента в пространстве признаков.

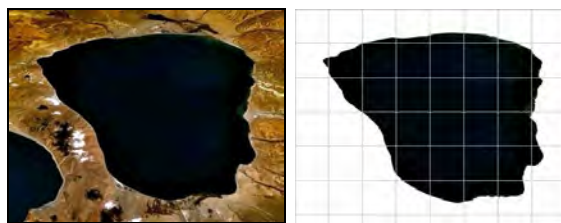


Рис. 1. Разбиение входного изображения на сегменты для построения фотометрической модели озера Манасаровар

В качестве исходных данных для построения фотометрической модели изображения будет выступать обучающая выборка из n сегментов типовых изображений рассматриваемого класса объектов, которые получены при допустимых вариациях значений внешних факторов влияния (масштаба, освещения и др.). Правила, используемые для получения выборки сегментов, а также для оценивания ее объема n , даются в [5].

Использование фотометрических признаков изображения, оцениваемых по регрессии, как это показано в [5], в сравнении с существующими моделями, позволяет добиваться отделимости, или, по крайней мере, значительно снижать меру пересечения геометрических моделей изображения объекта и фона в пространстве признаков и, следовательно, повышать качество их дискриминации. При этом при использовании регрессии малого порядка, дискриминация изображений объектов и фона может осуществляться с трудоемкостью, сравнимой по порядку величины с той, что характеризует наиболее используемые в настоящее время аналоги [5].

Поскольку все объекты реального мира характеризуются определенной структурой поверхности и, следовательно, текстурой, важнейшей частной моделью сегмента изображения объекта является его регрессионная модель в спектральной области (f-регрессия), которая построена на основе рассмотрения гистограмм частот, характеризующих особенности распределения яркости сегментов обучающей выборки в спектральной области.

Текстура изображений некоторых классов объектов может проявляться незначимо, и распределение яркости таких изображений может быть признаком однородным. В такой ситуации само по себе использование модели регрессии в спектральной области может быть неэффективным.

В такой ситуации важнейшей частной моделью сегмента однородного изображения объекта является его регрессионная модель в пространственной области (s-регрессия), которая построена на основе рассмотрения пространственного распределения яркости сегментов обучающей выборки.

Рассмотренные модели регрессии являются основой для определения признаков сегмента изображения, оценивания их значений на основе рассмотрения сегментов обучающей выборки, и построения по ним соответствующих фотометрических моделей в пространстве признаков [7]. Если специально не оговорено иное, модель в пространстве признаков будем строить на основе выпуклой формы заданного класса (например, параллелепипеда, сферы, эллипсоида, выпуклой оболочки), содержащей все значения признаков сегментов обучающей выборки [5]. При построении такой модели естественно минимизировать объем выпуклой формы, при условии, что она будет содержать все значения признаков сегментов обучающей выборки.

Идеальный результат моделирования определяется выполнением главного требования [5] – достиганием отделимости областей (на рис. 2 – эллипсов) G_o сегмента изображения объекта и G_b сегмента фона в пространстве признаков

$$G_o \cap G_b = \emptyset. \quad (1)$$

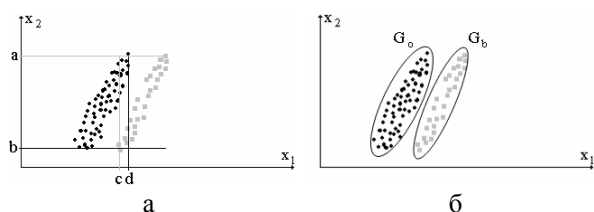


Рис. 2. Построение отделимых друг от друга моделей сегмента изображения объекта и фона в пространстве признаков $x_1 O x_2$

Рассматривая разбиение входного изображения на сегменты (рис. 1), можно сделать вывод о том, что все эти сегменты следует классифицировать на три группы: 1) те, что лежат целиком в области изображения объекта; 2) те, что лежат целиком в области фона; 3) те, которые содержат пиксели объекта и фона. В этом отношении при адекватной дискриминации к множеству G_o должны относиться только сегменты первой группы, а сегменты остальных двух групп должны анализироваться отдельно. Соответственно, при рассмотрении пространства признаков требуется, чтобы отделимость вида (1) обеспечивалась в отношении сегментов первой группы.

Ясно, что обеспечение отделимости зависит от модели дискриминации, которая в общем случае более эффективна, когда используются n-мерные модели областей, а не система одномерных интервалов. Это положение иллюстрирует рис. 2, где для одной и той же совокупности признаков (x_1, x_2) , рассмотрение системы интервалов $[a, b]$, $[c, d]$ не обеспечивает однозначной дискриминации точек, характеризующих свойства сегментов изображения объекта и фона (рис. 2, а), а рассмотрение двумерных эллиптических областей – обеспечивает (рис. 2, б).

2. Фотометрическая модель сегмента изображения объекта. Допустим, что в качестве исходных данных для построения фотометрической модели задана обучающая выборка из n квадратных сегментов, размерностью $r \times r$, целиком принадлежащих эталонным изображениям рассматриваемого класса объектов, которые получены при допустимых вариациях значений факторов влияния.

2.1. Выборочная модель. В качестве базовой структурной модели i-го сегмента изображения объекта будем рассматривать гистограмму $h_i(f)$

$$h_i(f) = \{h_i(f_j)\}_j, \quad h_i(f_j) = s_{i,j} / S_i, \quad (2)$$

распределения частостей $\{h_i(f_j)\}_j$ появления яркостей f_j в пикселях рассматриваемого сегмента изображения, где S_i – число пикселей сегмента изображения, $S_i = r \times r$, а $s_{i,j}$ – число пикселей сегмента с яркостью f_j , $(i = 1, \dots, n)$, $(j = 0, \dots, 255)$.

При этом в качестве основных будем рассматривать три признака гистограммы $h_i(f)$:

1) граничные значения $F_{v,i}$ яркости пикселей i -го сегмента

$$F_{v,i} = (f_{i,\min}, f_{i,\max}), \quad (3)$$

где $f_{i,\min}, f_{i,\max}$ – первое и последнее значения яркости с ненулевой частотой;

2) оценку математического ожидания $M_{v,i}$, характеризующего положение центра гистограммы $h_i(f)$ на оси яркости

$$M_{v,i} = \sum_{j=f_{i,\min}}^{f_{i,\max}} f_j \cdot h_i(f_j); \quad (4)$$

3) выборочную дисперсию $D_{v,i}$, характеризующую рассеяние значений яркости $\{f_j\}_j$ пикселей i -го сегмента относительно центра гистограммы

$$D_{v,i} = \sum_{j=f_{i,\min}}^{f_{i,\max}} (f_j - M_{v,i})^2 \cdot h_i(f_j). \quad (5)$$

Рассматриваемые в работе признаки изображений имеют различную природу, поэтому естественно согласовать диапазоны принимаемых ими значений. Допустим, что рассматривается совокупность из k признаков $\{X^{(\xi)}\}_{\xi=1,\dots,k}$. Тогда для выравнивания их степени значимости, полученные значения $\{x_{\xi,i}\}_{i=1,\dots,n}$ для каждого признака с номером ξ для всех n сегментов обучающей выборки преобразуются к стандартному представлению на интервале $[0, 1]$ с помощью операций сдвига и нормировки

$$\begin{cases} x'_{\xi,i} = (x_{\xi,i} - x_{\xi,\min}) / (x_{\xi,\max} - x_{\xi,\min}); \\ x_{\xi,\max} \neq x_{\xi,\min}; \\ x_{\xi,\min} = \min_i(x_{\xi,i}), x_{\xi,\max} = \max_i(x_{\xi,i}); \\ \xi = 1, \dots, k; \quad i = 1, \dots, n. \end{cases} \quad (6)$$

Далее считаем, что при построении моделей и классификации сегментов изображений признаки заданы в нормированном (6) виде, а параметры $\{(x_{\xi,\min}, x_{\xi,\max})\}_{\xi=1,\dots,k}$ сохраняются для обратных преобразований.

Таким образом, в рамках выборочной модели каждому i -му сегменту обучающей выборки соответствует кортеж

$$K_{v,i} = \{F_{v,i}, M_{v,i}, D_{v,i}\}$$

оценок параметров гистограммы $h_i(f)$, а всем n сегментам – множество кортежей $K_v = \{K_{v,i}\}_{i=1,\dots,n}$.

На основе анализе распределения точек кортежа K_v в пространстве $X_v = (F_v, M_v, D_v)$ строится модель $G_v = G_v(F_v, M_v, D_v)$ минимального объема, содержащая все точки K_v , в виде выпуклой формы заданного класса.

Модель G_v назовем выборочной моделью сегмента изображения объекта.

Основное предназначение этой модели – ее использование для оперативной локализации пикселей изображения в диапазоне

$$f_{\min} = \min_i(f_{i,\min}), f_{\max} = \max_i(f_{i,\max}), \quad i = 1, \dots, n, \quad (7)$$

и сегментов изображений рассматриваемого класса объектов по значениям параметров (M_v, D_v) на начальной фазе сегментации.

2.2. *Спектральная модель.* В условиях значимых вариаций фотометрических параметров для обеспечения требуемого уровня устойчивости сегментации рассмотрение лишь трех признаков (F_v, M_v, D_v) , значения которых оцениваются без использования фотометрического эталона, оказывается недостаточным, что требует выявления трендов в распределениях яркости.

Для этого предлагается рассматривать спектральную модель сегмента.

Для каждой гистограммы $h_i(f)$, $i = 1, \dots, n$, построим гистограмму $\tilde{h}_i(f) = \{\tilde{h}_i(\Delta f_\omega)\}$ с фиксированным числом интервалов m равной ширины $\Delta_i = (f_{i,\max} - f_{i,\min}) / m$, $\omega \in 1, \dots, m$.

В качестве представителя интервала ω при этом будем рассматривать среднее значение

$$\bar{f}_\omega = f_{i,\min} + (\omega - 1) \times \Delta_i + 0.5 \times \Delta_i. \quad (8)$$

Заметим, что в условиях использования интервалов равной ширины гистограмма $\tilde{h}_i(f)$ может быть непосредственно использована для целей сравнительного анализа с эталоном, и классификации сегмента изображения.

При использовании интервалов различной ширины, а также при необходимости применения некоторых специальных статистических критериев и методов анализа данных [8-10] от рассмотрения гистограммы $\tilde{h}_i(f)$ необходимо переходить к ряду распределения $\hat{h}_i(f)$, который является дискретным аналогом плотности распределения вероятностей, и представляется гистограммой частот вида

$$\hat{h}_i(f) = \{\tilde{h}_i(\Delta f_\omega) / \Delta_{i,\omega}\}, \quad (9)$$

где $\Delta_{i,\omega}$ – ширина интервала ω гистограммы с номером i .

Для сегмента с номером i основные числовые характеристики гистограммы $\tilde{h}_i(f)$ – это ее математическое ожидание и выборочная дисперсия, которые имеют следующие оценки

$$M_{f,i} = \sum_{\omega=1}^m \bar{f}_{\omega} \cdot \tilde{h}_i(\bar{f}_{\omega}), \quad (10)$$

$$D_{f,i} = \sum_{\omega=1}^m (\bar{f}_{\omega} - M_{f,i})^2 \cdot \tilde{h}_i(\bar{f}_{\omega}). \quad (11)$$

Рассматривая гистограммы $\{\tilde{h}_i(f)\}_{i=1,\dots,n}$ как реализации одной модели, произведем поинтервальное усреднение их значений. Тогда средняя частота

$$M[\bar{h}/\omega] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \tilde{h}_i(\bar{f}_{\omega}), \quad (12)$$

оцененная для каждого интервала ω служит оценкой математического ожидания частоты для яркости в интервале ω , а их распределение

$$H(f) = \{M[\bar{h}/\omega]\}_{\omega=1,\dots,m}, \quad (13)$$

по форме представляющее гистограмму, определяет дискретную регрессию u_f частоты на номер интервала, которую можно представить полигоном или линейным сплайном.

Естественно считать, и это подтверждается в экспериментах, что если изображения однотипны, то есть отличаются общим уровнем яркости, то и их гистограммы яркости при одинаковом числе интервалов равной ширины должны быть подобными. Поэтому для сегментов обучающей выборки усреднение предлагается производить по интервалам. В этом случае фотометрический эталон (13) сегмента в спектральной области задается уже не абсолютными значениями яркости, а интервальным распределением частот с заданным числом интервалов m так же, как гистограммы сегментов обучающей выборки, и гистограммы сегментов рассматриваемых при сегментации изображения, хотя все они могут иметь различные диапазоны значений яркости.

Распределение средних частот, полученное по гистограммам сегментов обучающей выборки представляет дискретную регрессию частоты на номер интервала (13).

Модель (13) назовем регрессионной спектральной моделью в том смысле, что определяемый ею спектр частот дает уникальную характеристику изображений рассматриваемого класса объектов при различных уровнях освещенности. Модель (13) теперь можно сохранить и использовать при сегментации для сравнения с аналогичными гистограммами сегментов анализируемых при сегментации, что и определяет эффективность использования рас-

сматриваемой ниже спектральной модели сегмента изображения в отношении обеспечения устойчивости сегментации к вариациям диапазонов яркости анализируемых изображений.

Регрессионная модель (13) определяет эталонный спектр частот, который, в общем, отличается от распределений $\{\tilde{h}_i(f)\}_{i=1,\dots,n}$. Дисперсию, определяющую меру их отклонения от эталонного спектра (13), для определенности назовем спектральной остаточной дисперсией; ее можно оценить следующим образом

$$D_{h,i} = \frac{1}{e_i} \sum_{\omega=1}^m (\tilde{h}_i(\bar{f}_{\omega}) - H(\bar{f}_{\omega}))^2, \quad (14)$$

где e_i – число степеней свободы.

Таким образом, поскольку спектральная дисперсия характеризует меру отличия яркостного спектра рассматриваемого сегмента изображения от эталона и уже не связана с рассмотрением конкретных значений яркости, ее естественно использовать в качестве признака, позволяющего идентифицировать сегменты изображений рассматриваемого класса объектов. При этом ввиду того, что значения параметров S и m , определяющие значение e_i , для всех распределений одни и те же, число степеней свободы будет постоянным. Поэтому при сравнении значений этого признака вместо (14) можно использовать более простое выражение

$$D_{h,i} = \sum_{\omega=1}^m (\tilde{h}_i(\bar{f}_{\omega}) - H(\bar{f}_{\omega}))^2. \quad (15)$$

Теперь каждому сегменту обучающей выборки соответствует кортеж $K_{f,i} = \{M_{f,i}, D_{f,i}, D_{h,i}\}$ оценок параметров распределения $\tilde{h}_i(f)$, а всем n сегментам – множество кортежей $K_f = \{K_{f,i}\}_{i=1,\dots,n}$ в пространстве признаков $X_f = (M_f, D_f, D_h)$.

На основе анализа распределения точек кортежа K_f в пространстве X_f строится модель $G_f = G_f(M_f, D_f, D_h)$ минимального объема, содержащая все точки K_f , в виде выпуклой формы заданного класса, которую обозначим Mdl_f и назовем спектральной моделью сегмента изображения объекта. Эта модель, прежде всего, предназначена для формирования критериев сегментации текстурных изображений объектов.

Заметим, что дискретная модель регрессии вида (13) взята за основу по той причине, что соответствующие распределения частот в спектральной области (как показывают результаты экспериментов) далеко не всегда могут быть аппроксимированы одним из известных законов распределения, напри-

мер, нормальным законов распределения с приемлемой точностью [8 – 10]. В противном случае на основе применения известных статистических методов анализа данных [8 – 10] может быть осуществлен переход от рассмотрения дискретной модели регрессии вида (13) к непрерывной модели, которая в ряде случаев может быть удобнее для проведения теоретических исследований и решения практических задач классификации.

2.3. Пространственная модель. Если яркость каждого пикселя рассматриваемого сегмента i соотносить с его координатами (ζ, η) , получим дискретное распределение $\{f_{\zeta, \eta}^{(i)}\}_{\zeta, \eta=1, \dots, r}$ яркости относительно осей абсцисс и ординат, которое аппроксимируем уравнением полиномиальной регрессии $y_{s,i}$ порядка p . В качестве признаков этого пространственного распределения яркости воспользуемся вектором коэффициентов $A_{s,i} = (a_0, a_1, \dots, a_{k_p})$ полученного уравнения регрессии и остаточной дисперсией

$$D_{s,i} = \frac{1}{e_i} \sum_{\zeta, \eta=1}^r [y_{s,i}(\zeta, \eta) - f_{\zeta, \eta}^{(i)}]^2, \quad e_i = S - k_p, \quad (16)$$

где $S = r \cdot r$, а k_p – число коэффициентов уравнения регрессии.

Поскольку в последующем анализе для всех сегментов изображений одного класса объектов уравнение регрессии имеет один и тот же порядок, то и величина e_i будет одной и той же. Поэтому при сравнении значений этого признака для различных сегментов вместо (16) можно использовать более простое выражение

$$D_{s,i} = \sum_{\zeta, \eta=1}^r [y_{s,i}(\zeta, \eta) - f_{\zeta, \eta}^{(i)}]^2. \quad (17)$$

Таким образом, с точки зрения пространственного распределения яркости сегменту обучающей выборки с номером i соответствует кортеж $K_{s,i} = \{A_{s,i}, D_{s,i}\}$ оценок параметров уравнения полиномиальной регрессии порядка p и остаточной дисперсии, а всем n сегментам – множество кортежей $K_s = \{K_{s,i}\}_{i=1, \dots, n}$.

Это множество рассматривается в пространстве признаков $X_s = (A_s, D_s)$, значения которых для произвольного сегмента задаются коэффициентами уравнения регрессии порядка p и остаточной дисперсией.

На основе анализе распределения точек кортежа K_s в пространстве $X_s = (A_s, D_s)$ строится модель $G_s = G_s(A_s, D_s)$ минимального объема, со-

держащая все точки K_s , в виде выпуклой формы заданного класса, которую обозначим MdI_s и назовем пространственной моделью сегмента изображения. Эта модель главным образом предназначена для формирования критериев сегментации однородных изображений.

Эффективность предложенной модели в отношении трудоемкости и устойчивости определяется тем, что для изображений с однородным распределением яркости, как показывают результаты экспериментальных исследований [5], не требуется использовать уравнение регрессии порядка выше двух, причем значение порядка определяется последовательно, начиная с $p = 0$. Полиномиальная модель регрессии $y_{s,i}$ позволяет (как и спектральная модель регрессии) адаптироваться к вариациям освещенности за счет варьирования свободного члена.

2.4. Модель граничного сегмента. В рассмотренных моделях предполагалось, что сегменты целиком расположены в области изображения объекта. Для распространения этих моделей на фрагменты граничных сегментов изображения объекта состоящих из пикселей изображения объекта (числом меньшим $r \cdot r$) и пикселей фона, необходимо определить, каким образом значения введенных признаков оцениваются для тех пикселей $D_N = \{d_v\}_{v=1, \dots, N}$ сегмента, которые принадлежат области изображения объекта.

Учитывая необходимость рассмотрения сегментов равной площади и тот факт, что значения яркости в пикселях изображения объекта, лежащих вблизи его границы, претерпевают наибольшие вариации, для решения этой задачи предлагается использовать волновой метод [1-3] в модификации, обеспечивающей распространение области D_N на пиксели смежного сегмента изображения объекта, до получения сегмента D_S со стандартным числом пикселей $S = r \cdot r$.

При этом все граничные сегменты можно рассматривать в совокупности с внутренними сегментами, или в рамках отдельной группы с целью рассмотрения при сегментации не бинарной, а тернарной альтернативы, поскольку вариации яркости, а значит и значения признаков, у граничных сегментов могут иметь большую дисперсию и менее выраженную модальность распределений частот. Поскольку эти вопросы представляют частности реализации моделей и методов сегментации, без потери общности и для краткости обозначений будем рассматривать первый случай, т.е. считать, что введенные модели описывают распределения как внутренних сегментов, так и фрагментов граничных сегментов изображений рассматриваемого класса объектов, подвергнутые указанной коррекции.

2.5. *Фотометрическая модель сегмента изображения.* В целях сегментации каждая из описанных выше частных моделей сегмента изображения объекта может использоваться самостоятельно: 1) выборочная модель эффективна при оперативной локализации пикселей и сегментов изображений на начальной фазе сегментации, 2) спектральная модель – при сегментации текстурных, а 3) пространственная модель – однородных изображений.

Однако такой подход может не приводить к получению приемлемого результата по заданным критериям эффективности [5]; например, из-за неустойчивости, обусловленной пересечением в пространстве признаков областей, соответствующих объекту и фону. В этих условиях целесообразно сочетать выборочную, спектральную и пространственную модели, построенные по одному набору эталонных сегментов, в рамках обобщенной фотометрической модели Mdl_F сегмента изображения объекта на основе рассмотрения пространства нормированных признаков X_F , включающего все признаки, введенных для этих моделей

$$X_F = (F_v, M_v, D_v, M_f, D_f, D_h, A_s, D_s), \quad (18)$$

или только часть из них. При этом выбор признаков, подлежащих включению в рассматриваемое пространство признаков фотометрической модели, целесообразно производить с учетом особенностей анализируемых изображений и методов сегментации, поскольку классификация изображений на однородные, текстурные и т.п. остается в достаточной мере условной, а избыточность в отношении признаков влечет рост трудоемкости.

По своей структуре фотометрическая модель унифицирована в отношении различных типов изображений (текстурных и однородных) объектов нерегулярного вида, оставаясь открытой для пополнения новыми моделями и признаками, учитывающими специфику изображений.

Представленная в явном виде фотометрическая модель Mdl_F сегмента составляет основу фотометрической модели изображения, которая предусматривает, что анализируемый объект составлен из сегментов, релевантных эталону этого объекта. Прин-

ципы использования этой модели в методах сегментации описаны в [5].

Выводы

В работе предложена унифицированная фотометрическая модель изображения объекта нерегулярного вида, используемая для решения задачи сегментации, позволяющей адаптироваться к вариациям фотометрических параметров изображений объектов на снимках в широком диапазоне значений. При этом предложенная модель позволяет не только эффективно организовать обучение и сегментацию [5], но также является открытой для пополнения новыми моделями и признаками, учитывающими специфику изображений.

Список литературы

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М.: БИНОМ, 2006. – 752 с.
2. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
3. Sonka M. Image processing, analysis and machine vision / M. Sonka, V. Hlavak, R. Boyle. – California (USA): Cole Publishing Company, 1999. – 770 p.
4. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
5. Смеляков К.С. Модели и методы сегментации изображений объектов нерегулярного вида для автономных систем технического зрения: дис. ... докт. техн. наук: 01.05.02 / Смеляков Кирилл Сергеевич. – X., 2012. – 306 с.
6. Пытьев Ю.П. Методы морфологического анализа изображений / Ю.П. Пытьев, А.И. Чуличков. – М.: Физматлит, 2010. – 336 с.
7. Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В.А. Сойфера. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.
8. Лямец В.И. Методы статистического анализа / В.И. Лямец. – X.: ХВВКИУРВ, 1988. – 227 с.
9. Дрейпер Н. Прикладной регрессионный анализ. Т.1 / Н. Дрейпер, Г. Смит. – 2-е изд. – М.: Финансы и статистика, 1986. – 366 с.
10. Смоляк С.А. Устойчивые методы оценивания / С.А. Смоляк, Б.П. Титаренко. – М.: Статистика, 1980. – 208 с.

Поступила в редколлегию 28.10.2013

Рецензент: д-р техн. наук, проф. И.В. Рубан, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.

ФОТОМЕТРИЧНА МОДЕЛЬ ЗОБРАЖЕННЯ ОБ'ЄКТА НЕРЕГУЛЯРНОГО ВИДУ

К.С. Смеляков

У роботі запропонована уніфікована фотометрична модель зображення об'єкта нерегулярного виду, що використовується для вирішення задачі сегментації, яка дозволяє адаптуватися до варіацій фотометричних параметрів зображень об'єктів на знімках в широкому діапазоні значень.

Ключові слова: зображення, сегментація, модель, оцінювання, ознака, адаптація, адекватність, ефективність.

PHOTOMETRIC MODEL FOR IRREGULAR OBJECT IMAGE

K.S. Smelyakov

For segmentation of irregular objects a unified photometric model is proposed for their images which provides adaptation to variations of photometric parameters of object images in a broader band of parameter values.

Keywords: image, segmentation, model, estimating, image parameters, adaptation, adequacy, efficiency.