

УДК 004.942+004.93'1

К.С. Смеляков¹, И.А. Романенко², И.В. Рубан¹, Н.И. Кириллова³, О.В. Шитова¹¹Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков²Министерство обороны Украины, Киев,³Харьковский гуманитарный университет "Народная украинская академия", Харьков

МЕТОДЫ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ НЕРЕГУЛЯРНОГО ВИДА, ОСОБЕННОСТИ ИХ ПРИМЕНЕНИЯ И ПЕРСПЕКТИВЫ РАЗВИТИЯ

В работе дается обзор основных классов методов сегментации изображений объектов нерегулярного вида, анализ эффективности их применения и перспективы развития в отношении реализации методов адаптивной сегментации для условий значимых вариаций параметров снимков.

Ключевые слова: система технического зрения, сегментация, адаптация, метод, устойчивость.

Введение

Постановка проблемы. 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. Уровень 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 – 4].

Однако уровень эффективности применения СТЗ при решении актуальных задач в настоящее время не всегда отвечает предъявляемым требованиям: в первую очередь – относительно обеспечения устойчивости методов сегментации изображений к вариациям топологических, геометрических и фотометрических (ТГФ) параметров снимков.

В этом отношении актуальной является задача систематизации и анализа эффективности современных методов сегментации изображений рассматриваемого класса с целью выявления и устранения основных их недостатков в отношении обеспечения устойчивости процесса сегментации в условиях вариаций ТГФ параметров снимков.

Анализ эффективности современных методов сегментации изображений

1.1. Пороговые методы сегментации. Пороговые методы занимают центральное место в задачах сегментации изображений благодаря своей простоте и высокой вычислительной эффективности в реализации. Пороговые критерии в качестве основных, или вспомогательных используются практически во всех методах сегментации по яркости, цветности и контрастности. Например, для сегментации пикселя (i, j) изображения с яркостью f_{ij} пороговый критерий имеет вид [2]:

$$\begin{cases} 1, & \text{if } f_{ij} \leq T, \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

При этом пороговый критерий, часто применяемый для сегментации пикселей изображения по цветности, в пространстве RGB имеет вид [2]

$$\begin{cases} 1, & \text{if } D(z, a) \leq T, \\ 0, & \text{else;} \end{cases}$$

$D(z, a) = [(z_R - a_R)^2 + (z_G - a_G)^2 + (z_B - a_B)^2]^{1/2}$, где a – центр кластера, отвечающего области цветности изображения определенного класса объектов в цветовом пространстве RGB, а z – цвет рассматриваемого пикселя изображения.

Пороговый метод сегментации по яркости состоит в том, чтобы задать величину порога по яркости и, относительно этого порога сегментировать пиксели изображения на два множества, принадлежащие объекту и фону. При этом если входное изображение содержит несколько объектов, применяется метод сечений, когда задаются два порога t, T , и сегментируют пиксели изображения объекта, яркость которых лежит внутри заданных пороговых значений по критерию

$$\begin{cases} 1, & \text{if } t \leq f_{ij} \leq T, \\ 0, & \text{else.} \end{cases}$$

1.2. Гистограммный метод сегментации. С практической точки зрения при значимых вариациях яркостей пикселей изображений пороговый метод сегментации по яркости самостоятельное применение находит крайне редко, за исключением задач контроля качества продукции на производстве в фиксированных условиях получения данных.

В не тривиальных задачах анализируемые снимки содержат изображения многих объектов, и, кроме того, условия получения исходных данных пусть и незначительно, но варьируются. Для учета этих особенностей гистограммный метод применяется для выбора порога, а пороговый – для сегментации. Суть гистограммного метода состоит в том,

чтобы построить бимодальную гистограмму изображения, выбрать порог в точке минимума и сегментировать изображение с выбранным порогом. В зависимости от условий получения изображений порог может выбираться однократно, или адаптивно для каждого изображения индивидуально. При этом гистограмма может иметь несколько пиков для соответствующего количества объектов. В таких условиях для сегментации объектов определенного класса выбирается два порога и используется метод сечений [1, 3]. Для объединения сегментированных пикселей в связные множества в качестве основного при этом используется волновой метод.

При этом в условиях неравномерности освещения или наличия большого числа объектов гистограмма яркости не имеет бимодальной структуры. Поэтому для применения гистограммного метода необходимо произвести локализацию объекта. Для этих целей используют сканирующие маски, или разбиения изображений.

Важнейшим достоинством пороговых методов является их вычислительная эффективность. Поэтому пороговые методы желательно применять для быстрой, пусть и грубой обработки изображения на начальной фазе сегментации. При этом важнейшим достоинством гистограммных методов является их адаптивность к распределению яркости объекта и фона, которая выражается в возможности адекватного выбора порога для сегментации, причем в переменных условиях получения исходных данных. Однако такая адаптивность в большинстве практически значимых случаев носит локальный характер и возможна лишь в некоторой окрестности объекта после его локализации.

Тандем порогового и гистограммного методов дает нам понимание того факта, что для достижения устойчивости целесообразно вначале адаптироваться к наблюдаемому распределению яркости изображений, а уже затем производить сегментацию с оптимальными параметрами.

1.3. Статистические методы сегментации. В условиях неопределенности в настоящее время часто применяются статистические методы сегментации изображений, основанные, преимущественно, на использовании оптимальных статистических классификаторов пикселей цветных изображений (с уникальными цветовыми характеристиками объектов), или крупных фрагментов полутоновых изображений. Хотя в сравнении с детерминированными (пороговыми) методами статистические методы сегментации и являются намного более трудоемкими, тем не менее, они не редко позволяют устойчиво сегментировать изображения в условиях неопределенности [2 – 4].

1.4. Контурные методы сегментации. Основой методов сегментации уже долгие остаются контурные методы, или, иначе говоря, методы сегментации границ изображений, в силу свойства их устойчивости к незначительным вариациям уровней яркости и

контрастности изображений. При этом важной является та особенность контурных методов, что по результатам их применения при необходимости может быть получена не только граница, но, затем, и область изображения [1 – 4].

1.4.1. Граничные детекторы. Основой для построения контурных методов сегментации уже долгое время остаются граничные детекторы, предназначенные для обнаружения граничных пикселей изображений по контрастности на основе использования масок. Такой подход получил широкое распространение в силу своей простоты и низкой трудоемкости при реализации. Классический граничный детектор представляет собой пороговый критерий, служащий для обнаружения граничного пикселя изображения по контрастности, которая оценивается на основе использования свертки по маске, как правило, с центром, совмещенным с рассматриваемым пикселем изображения. Для построения граничных детекторов в настоящее время разработано большое число масок различного типа [3].

Простейшие из масок – это инвариантные повороту симметричные маски, позволяющие оценить контрастность пикселя относительно пикселей его окрестности, определяемой положением маски в среднем. Такие маски используются для обнаружения пикселей и фрагментов границы изображения.

Использование симметричных масок характеризуется самой низкой трудоемкостью среди масок иных типов, но, в тоже время, и самой низкой эффективностью, поскольку порог по контрастности фиксирован, значения контрастности не нормированы по расстоянию соответственно классу функции яркости и степени ее искажения. При этом свертка по маске характеризуется высоким разбросом допустимых отклонений, что резко уменьшает вероятность отделимости пикселей изображения от пикселей фона по контрастности и затрудняет выбора порога. Поэтому использование таких масок при низкой контрастности изображений приводит к неустойчивой сегментации [4 – 6].

Для сегментации границ изображений широкое применение в настоящее время находят направленные маски, например, маски Превитта, или Собела.

По схожей идее для целей сегментации линий широкое применение находят направленные линейные маски. Общая идея применения направленных масок состоит в том, чтобы в ходе вращения (т.е. при использовании масок семейства) оценивать контрастность и затем выбрать положение маски с наибольшей контрастностью, адаптируясь, таким образом, к положению границы или линии. При этом трудоемкость использования направленных масок 3×3 примерно раз в пять выше трудоемкости использования симметричных масок из-за необходимости адаптации положения маски.

Симметричные и направленные маски не учитывают наличие тени и ветвей границы, а для оцен-

ки контрастности используется свертка по маске, что резко уменьшает делимость изображения от фона по контрастности и затрудняет выбора порога.

Для учета этих недостатков в [5] были предложены построенные на основе образа окружности маски с дифференциальным (направленным) правилом оценивания контрастности, предназначенные для сегментации границ изображений и линий по контрастности.

В условиях высокой контрастности для снижения трудоемкости сегментации могут применяться и одномерные маски [1]. Однако с уменьшением общего уровня контрастности изображений уже необходимо строить и применять семейства одномерных масок. Аналогичный использованию системы одномерных масок – анализ перепадов яркости по направлениям для масок реализован в [5].

Наиболее совершенные граничные детекторы после применения порогового критерия могут использовать дополнительные критерии для отсева ложных контрастных пикселей. Основными для этой цели являются критерии анализа знака и направления перепада яркости, а также типа спектра контрастности пикселя [2, 5].

Кроме анализа контрастности на основе использования масок для целей построения граничного детектора широко используются гистограммы, а также частотные преобразования Фурье, или вейвлеты [6, 2]. Использование гистограмм для сегментации границ изображений рассматривается ниже. Что же касается частотных детекторов границ, основанных на использовании преобразования Фурье, или вейвлетов, то эти детекторы характеризуются чрезвычайно высокой трудоемкостью и не адаптируются к пространственному положению границы.

Кроме того, контрастность вдоль границы изображения меняется и, следовательно, различным фрагментам границы могут отвечать различные коэффициенты преобразования в частотной области.

Поэтому для адекватной сегментации границы требуется непростая процедура отбора коэффициентов преобразования. Кроме того, для определения контуров также используют сплайны, что, однако дает весьма неоднозначные в интерпретации результаты сегментации [1].

После сегментации пикселей границы следующая задача – связывание контуров и построение границ изображений. Для этих целей разработан ряд локальных и глобальных детекторов и методов.

1.4.2. Локальное связывание контуров. В условиях отсутствия разрывов границы основным для целей связывания является волновой метод [1, 3].

Однако граничные пиксели изображений и фона находятся в непосредственной близости друг от друга, и применение волнового метода для связывания смежных пикселей приведет к объединению пикселей параллельно идущих границ объекта и фона. В таких условиях для адекватного объединения

сегментированных пикселей в компоненту границы для некоторой небольшой ее окрестности применяются специальные детекторы локального анализа схожести характеристик объединяемых пикселей.

Эти детекторы направлены на проверку близости значений яркости и контрастности пикселей, на установление фактов отсутствия взаимной контрастности и совпадения направления прохождения границы. С использованием таких детекторов, в частности, можно добиваться преодоления локальных разрывов в смысле объединения несвязных фрагментов границы изображения [2, 5].

Две ключевые проблемы при сегментации границы – появление разрывов границы (из-за частичной сегментации) и утолщение границы (из-за ложной сегментации приграничных пикселей).

Для устранения локальных разрывов границы, существуют методы, основанные на использовании линейных масок с пропусками – для связывания фрагментов границы, лежащих на одной прямой (кривой), а также методы гистерезиса, основанные на использовании двух порогов для сегментации слабо проявленной границы в области разрыва. Однако применение таких методов нередко приводит к сегментации большого числа приграничных пикселей и образованию различного рода ветвей границы и петель, разобраться с которыми в общем случае довольно сложно [4, 7]. Для устранения глобальных разрывов границ (и устранения избыточной толщины границ), как правило, применяются методы аппроксимации контуров. Однако адекватное применение методов аппроксимации может быть обосновано лишь для объектов регулярного вида [1, 4].

Методы утоньшения границы изображения чаще всего ориентированы на воплощение идеи немасимального подавления, суть которой состоит в том, чтобы рассматривать перпендикулярные к границе отрезки и, для каждого из них, из множества граничных пикселей лежащих на отрезке оставлять тот, контрастность которого максимальна. Для эффективной реализации немасимального подавления разработаны специальные маски [4].

Кроме того, для построения границы изображения используется поиск на графе, вершинами которого являются сегментированные пиксели границы, а связи устанавливаются между 4- и 8-связными пикселями границы. Критерий оптимальности – минимальная протяженность границы. Однако такой метод (с глобальной точки зрения учета формы изображения) является эвристическим и, помимо этого, является чрезвычайно трудоемким, из-за необходимости перебора огромного количества вариантов положения границы [4].

1.4.3. Глобальное связывание контуров. Для глобального связывания контуров в настоящее время используются следующие основные методы.

Связывание контуров может основываться на использовании критерия объединения пикселей, ле-

жащих на одной кривой заданной формы. В рамках данного направления могут использоваться как известные методы теории аппроксимации (или интерполяции по системе характерных контурных точек максимальной кривизны, например, по угловым точкам контура), так и специальные методы, например, основанные на использовании преобразования Хафа. Следует при этом заметить, что такой подход особенно эффективен для объектов регулярного вида, форма контуров которых известна априорно.

Связывание контуров, аналогично локальному связыванию, также может быть основано на представлении фрагментов (отрезков) контуров определенного вида в виде графа и поиска на этом графе путей с наименьшей стоимостью, которые соответствуют значимым контурам. Однако методы перебора на графе часто недопустимо трудоемки [4].

Несомненным достоинством большинства контурных методов является низкая трудоемкость и устойчивость к незначительным вариациям яркости и контрастности изображений. Однако в сложных условиях низкой контрастности изображений из-за сложности определения порога контурные методы характеризуются сложностью устранения ложных границ при заниженном пороге, или сложность устранения разрывов границы при завышенном пороге, особенно, для объектов нерегулярного вида. При этом если для объектов регулярного вида мы можем использовать аппроксимацию контура с целью восстановления пропусков границы, то для объектов нерегулярного вида построить адекватную аппроксимацию крайне сложно, если вообще возможно.

1.4.4. Трассировка границы. В ряде случаев выгоднее сегментировать область, а не границу изображения. Если при этом для целей распознавания требуется построить границу изображения, применяется трассировка (прослеживание) границы. Суть этого метода состоит в том, чтобы, сегментировать изображение в виде области, отметить пиксели границы и, начиная с некоторого граничного пикселя изображения в выбранном направлении, например, по ходу часовой стрелки обойти границу, связывая пиксели границы во время этого обхода [4]. При таком обходе границы можно произвести устранение ветвей и петель границы, способствуя ее локальному выравниванию.

1.5. Методы сегментации областей. Хотя основой методов сегментации уже долгие остаются контурные методы и пороговая обработка, тем не менее, в сложных условиях низкой контрастности на первый план выходят методы сегментации областей.

1.5.1. Выращивание областей. Как следует из названия, выращивание областей представляет собой метод, который группирует пиксели изображения в области по заранее заданным критериям.

Суть выращивания областей состоит в том, чтобы задать пиксель, играющий роль "центра кристаллизации" области, а затем, начиная с него как со

стартового пикселя, производить наращивание области с использованием волнового метода путем присоединения соседних пикселей, которые по своим свойствам близки к центру кристаллизации, например, по яркости, или контрастности. При этом на каждой итерации (предварительно выращиванию) выращиваемая область вместе с пикселями кандидатами проверяется на однородность с использованием заданного критерия. Часто для этой цели используются, пороговые и статистические критерии, основанные на анализе дисперсии, которая должна не превышать заданного порогового значения, а также критерии, основанные на проверке гипотезы о нормальности распределения яркости области [1].

Одной из ключевых проблем при организации выращивания областей является выбор стартовых пикселей. Так, если предварительно выращиванию сегментированы пиксели некоторого изображения, или его границы, то проблем с выбором стартового пикселя нет. В противном случае необходимо опираться на модельные характеристики объекта с целью поиска стартового пикселя. Кроме того, представляет проблему построение критерия останова процесса выращивания, поскольку локальной информации о смежных пикселях окрестности в нетривиальных задачах не хватает для этих целей [2]. Поэтому важнейшим недостатком методов выращивания областей является их низкая устойчивость в условиях низкой контрастности изображений.

Описанная только что процедура выращивает области из множества начальных пикселей, играющих роль "центров кристаллизации". Альтернативный подход состоит в том, чтобы провести первичное выращивание, или разбиение изображения на множество непересекающихся областей и затем итерационно осуществлять слияние (расщепление) этих начальных областей [8].

1.5.2. Слияние-расщепление областей. Задается стартовая расщепляемая область R . Эта область проверяется на однородность по заданному критерию. Если обнаруживается, что область R является однородной, ее разбиение останавливается; иначе неоднородная область R разбивается на подобласти: по умолчанию область R пропорционально разбивается на 4 подобласти $R_1 - R_4$ с фактором 2.

Аналогичным образом производится разбиение подобластей $R_1 - R_4$. Результат разбиения области R представляется в виде квадродерева, листья которого отвечают однородным областям (рис. 1).

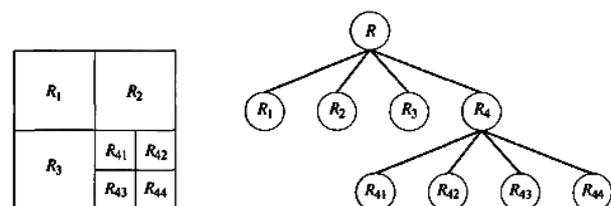


Рис. 1. Разбиение изображения и соответствующее ему квадродерево [2]

Вслед за разбиением начинается процесс слияния, суть которого состоит в том, чтобы производить слияние однородных смежных областей, если они совместно (или в отдельности) удовлетворяют заданному критерию однородности.

Основная проблема при реализации методов слияния-расщепления в настоящее время состоит в низкой мощности критериев, применяемых для оценивания однородности рассматриваемых областей.

Так, например, в [2] для оценки однородности области используется такой критерий: если не менее 80% пикселей в области R_i обладают свойством $|z_j - m_i| \leq 2\sigma_i$, где z_j – яркость j -го пикселя, m_i – средняя яркость области, а σ_i – СКО в области R_i . При использовании такого правила, особенно в условиях большой площади, высокой зашумленности, и/или низкой контрастности области, будет наблюдаться эффект маскирования ложных пикселей, состоящий в сегментации пикселей тени и фона, которые расположены вблизи границы области, которые будут вносить ничтожный вклад в оценки m и σ .

Вместе с тем методы сегментации областей основываются уже на анализе характеристик областей, а не отдельных пикселей, или окрестностей. В этом отношении методы сегментации областей представляют собой незаменимый инструмент целостного анализа изображений.

1.5.3. Метод водоразделов. Основная суть метода водоразделов состоит в том, чтобы после построения поля контрастности изображения, построить водоразделы (области высокой контрастности, отвечающие границам изображений), отделяющие друг от друга бассейны (области низкой контрастности, отвечающие внутренности изображений) [2]. После выделения значимых водоразделов при этом следует последовательно произвести слияние соседних незначимых бассейнов локального характера, которые отвечают однородной внутренности сегментируемого изображения объекта, или фона.

Позитивной чертой метода водоразделов является тот факт, что распределения контрастности для внутренности объектов и фона после контрастирования, как правило, носят характер равномерного закона распределения и, в этом отношении с ними довольно легко работать. Однако при применении метода водоразделов возникает большая проблема с выбором порога для определения значимости водоразделов. На практике выражается это в том, что при заниженном пороге получаем огромную избыточность незначимых контуров, а при завышенном – получаем слияние областей различных объектов. Для разрешения этих проблем предлагается использовать маркеры объектов, что, однако, приводит к необходимости интерактивной сегментации [2].

1.5.4. Использование методов кластерного анализа. Для сегментации областей используются методы кластерного анализа. При отдельной кластеризации весь набор данных трактуется как кла-

стер, который рекурсивно расщепляется на меньшие кластеры. При агломеративной кластеризации кластером считается каждый элемент данных, а для получения лучшего представления кластеры рекурсивно сливаются. Основой для слияния (расщепления) служит анализ расстояния между кластерами.

Простейшие алгоритмы кластеризации основаны на итерационном (рекурсивном) слиянии (расщеплении) пар кластеров на основе критерия минимального (максимального) расстояния между кластерами [7]. Методы кластерного анализа могут применяться в пространственной, и в частотной области – для гистограммы изображения.

Следует, однако, заметить, что в такой общей постановке методы кластеризации, решают не задачу сегментации, а задачу структуризации изображения и, при этом, характеризуются огромной трудоемкостью в применении.

Вместе с тем ценность от использования методов кластеризации, применяемых на начальной фазе анализа изображения (до сегментации) состоит в том, что с введением определенных ограничений мы можем эффективно произвести: структуризацию однородных областей на снимке независимо от вариаций ТГФ параметров изображений и, затем, на этой основе, локализацию изображений объектов для целей сегментации. Ограничения при этом могут вводиться на область применения, на связность кластеров, а также на количество рассматриваемых уровней иерархии.

Для целей практического применения в настоящее время распространенным являются методы кластеризации, основанные на представлении изображения в виде графа, и работающие по принципу итерационного выращивания родительских областей из дочерних областей по заданному критерию близости характеристик дочерних областей. В этом отношении одним из эффективных методов связывания пирамиды является комбинированный метод Бюрт, который приводится в [9].

Многими специалистами считается, что наилучшие результаты сегментации получаются при сочетании критериев кластерного и дискриминационного анализа, например, критерия минимизации среднеквадратической ошибки в условиях, если заданы центры кластеров для изображений рассматриваемых классов объектов [7].

1.5.5. Дискриминационный анализ. Что касается самостоятельного применения критериев дискриминации, то чаще всего рассматривается применение байесовского классификатора для оптимальной классификации пикселей, или фрагментов изображений в условиях неопределенности. Такой подход является вычислительно эффективным, однако дает приемлемые результаты лишь для сравнительно крупных фрагментов изображений, тем более в условиях вариаций фотометрических параметров изображений [1, 2, 4].

1.6. Метод выделения из фона. Одним из эффективных методов сегментации является метод,

оснований на сегментации фона, выделении изображения объекта из фона в виде компонент связности с последующим применением к полученной компоненте связности высокоуровневого критерия классификации изображений. Основная проблема применения рассматриваемого метода на практике часто состоит в невозможности получения искомой компоненты связности для неоднородного фона [7].

1.7. Методы сегментации текстуры. Сегментация текстуры – это задача, которая состоит в обнаружении на изображении участков с постоянной текстурой. Для сегментации (классификации) текстуры в настоящее время используются три основных подхода: структурный, статистический и спектральный; в рамках этих подходов разработано большое число методов, ориентированных на обнаружение и композицию фрагментов текстуры [2, 8].

Наибольшую проблему при этом представляет сегментация мелкодисперсной текстуры, поскольку невозможно выделить структурные элементы текстуры и обработать их в отдельности в то время как задача сегментации мелкодисперсной текстуры является одной из наиболее актуальных во многих приложениях, например, в задачах дистанционного зондирования земной поверхности, включающих землепользование, прогнозирование урожая, мониторинга лесных массивов и иные приложения.

Такая ситуация складывается потому, что при сегментации текстуры используются лишь числовые характеристики текстуры, поэтому ситуация ложной классификации является типичной для сходных областей различных классов объектов, а также для граничных фрагментов соседних областей. Такая классификация редко дает приемлемые результаты для полутоновых изображений, а также для цветных изображений в условиях значимых вариаций фотометрических параметров изображений.

Выводы

Хотя в настоящее время и разработано довольно большое количество разноплановых методов сегментации, тем не менее, проведенный выше обзор и анализ эффективности их применения показывает, что актуальным в настоящее время является

решение проблемы неустойчивости процесса сегментации, которая связана с отсутствием адаптивных методов сегментации, способных настраиваться на вариации ТГФ параметров изображений.

Следовательно, важнейшим в настоящее время является решение проблемы обеспечения устойчивости сегментации за счет развития теории адаптивной сегментации в отношении структурных моделей, критериев и методов обработки изображений объектов нерегулярного вида, адаптируемых к вариациям ТГФ параметров изображений. Наглядную иллюстрацию такого подхода дает нам рассмотренный выше тандем порогового и гистограммного методов, позволяющих вначале адаптироваться к наблюдаемому распределению яркости изображений, а уже затем производить сегментацию с оптимальным порогом.

Список литературы

1. Шапиро Л. Компьютерное зрение; пер. с англ. / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М.: БИНОМ, 2006. – 752 с.
2. Gonzalez R. Woods Digital Image Processing. Second Edition / R. Gonzalez, R. Woods. – Prentice Hall, 2002. – 793 p.
3. Семенов С.И. Теория неадаптивных масок для обработки изображений / С.И. Семенов // Биомедицинские технологии и радиоэлектроника. – 2002. – № 12. – С. 33-40.
4. Sonka M. Image processing, analysis, and machine vision / M. Sonka, V. Hlavak, R. Boyle. – California (USA): Cole Publishing Company, 1999. – 770 p.
5. Смеляков К.С. Модели и методы сегментации границ изображений нерегулярного вида на основе адаптивных масок: Дис. ... канд. техн. наук: 09.03.05.– Харьков, 2005.– 162 с.
6. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов / Под ред. Я.А. Фурмана. – 2-е изд., испр. – М.: Физматлит, 2003. – 592 с.
7. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный подход: Пер. с англ. / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
8. Путьатин Е.П. Обработка изображений в робототехнике / Е.П. Путьатин, С.И. Аверин. – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.
9. Яне Б. Цифровая обработка изображений / Б. Яне. – М.: Техносфера, 2007. – 584 с.

Поступила в редколлегию 24.05.2010

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

МЕТОДИ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ОБ'ЄКТІВ НЕРЕГУЛЯРНОГО ВИГЛЯДУ, ОСОБЛИВОСТІ ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ

К.С. Смеляков, І.О. Романенко, І.В. Рубан, Н.І. Кіріллова, О.В. Шитова

У роботі дається огляд основних класів методів сегментації зображень об'єктів нерегулярного вигляду, аналіз ефективності їх застосування і перспективи розвитку відносно реалізації методів адаптивної сегментації для умов значущих варіацій параметрів знімків.

Ключові слова: система технічного зору, сегментація, адаптація, метод, стійкість.

METHODS OF SEGMENTATION OF IMAGES OBJECTS OF IRREGULAR KIND, FEATURE OF THEIR APPLICATION AND PROSPECT OF DEVELOPMENT

K.S. Smelyakov, I.O. Romanenko, I.V. Ruban, N.I. Kirillova, O.V. Shitova

The review of basic classes of methods of segmentation of images of objects of irregular kind, analysis of efficiency of their application and prospect of development, is in-process given in relation to realization of methods of adaptive segmentation for the terms of meaningful variations of parameters of pictures.

Keywords: system of technical sight, segmentation, adaptation, method, firmness.