

УДК 621.397.3: 536.3

## МОДЕЛИРОВАНИЕ ЗОН ВНИМАНИЯ В ЗАДАЧАХ АВТОМАТИЧЕСКОЙ ДЕКОМПОЗИЦИИ И СТРУКТУРНОГО АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2007 г. В. Р. Луцив, канд. техн. наук

НПК “Государственный оптический институт им. С.И. Вавилова”, Санкт-Петербург

Представлен метод анализа изображений, берущий начало в исследовании саккадического движения глаз, опубликованном И. Мучником и Н. Завалишиным в 1974 году. Мы преобразовали предложенную ими функцию информативности, что позволило фиксировать зону внимания (ЗВ) на центрах тяжести (ЦТ) локальных объектов, отличающихся от окружения средней яркостью. Возможно органичное расширение нашего подхода путем учета особенностей текстуры вместо отличий локальной яркости. Центрирование ЗВ на ЦТ объекта позволяет непосредственно распознавать изображения, подвергнутые аффинному преобразованию, что характерно для образов удаленных поверхностей, спроецированных на сетину. Алгоритм оценивает величину и направление удлинения изображения выбранного, но еще не распознанного объекта, вследствие чего ЗВ принимает форму эллипса, заключающего в себе представляющий интерес объект и маскирующее его окружение. Это позволяет изолировать изображения однородных поверхностей, соответствующих отдельным объектам, каждый из которых может затем анализироваться самостоятельно с применением структурного анализатора, разработанного нами ранее для распознавания двумерных сцен. Параметры пространственного положения и удлинения каждой локальной поверхности могут также использоваться для структурного анализа сцены в целом.

Коды OCIS: 100.2980, 3000.3020.

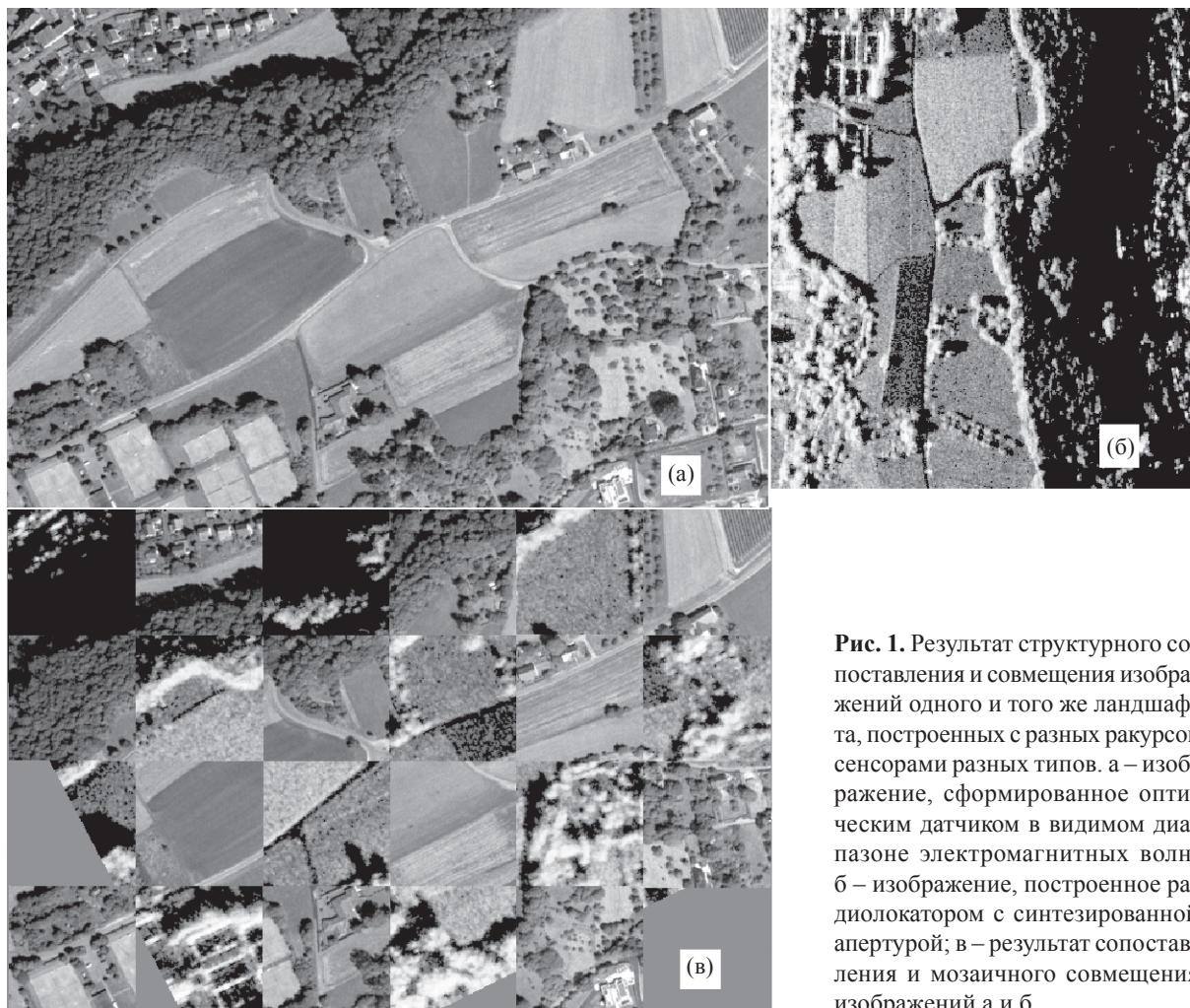
*Поступила в редакцию 09.01.2007.*

### Введение

При построении алгоритмов автоматического распознавания изображений реальных сцен по их эталонным описаниям исследователи сталкиваются с рядом препятствий. Естественные изменения условий наблюдения (изменение ракурса наблюдения, изменения освещенности, сезонно-суточные изменения естественных ландшафтов, изменение взаимного расположения и формы объектов, составляющих сцену, изменение свойств видеодатчиков, формирующих изображения, и т. п.) делают малоприменимыми традиционные методы распознавания изображений, основанные на корреляции, согласованной фильтрации, сопоставлении интегральных признаков. Намного более широкие возможности предоставляют в таких ситуациях методы распознавания, основанные на структурном анализе изображений. В этом случае могут быть заметно смягчены характерные для традиционных методов жесткие ограничения, касающиеся постоянства свойств поверхностей объектов сцены, неизменности их формы и взаимного положения. Однако большинство подходов к структурному анализу изображений объектно-специфичны (обычно такие подходы реализованы в рамках конкретных экспертных си-

стем). В связи с этим для решения новых практических задач автоматического анализа изображений приходится существенно модифицировать ранее разработанные алгоритмы или создавать новые.

Во время наших более ранних исследований мы разработали эффективные методы структурного описания и сопоставления изображений [1–4]. В отличие от методов сопоставления, применяемых во многих экспертных системах, наши методы объектно независимы и могут успешно применяться при сопоставлении самых разнообразных изображений – от отпечатков пальцев до географических карт (см. пример сопоставления изображений, приведенный на рис. 1). Наиболее выигрышными наши методы оказались при автоматическом анализе аэрокосмических снимков, содержание которых может быть чрезвычайно разнообразным и имеет очень высокую неопределенность, обусловленную сильной сезонно-суточной изменчивостью естественных ландшафтов и непостоянством ракурса их наблюдения. Для увеличения гибкости анализа разработанные нами методы структурного описания и сопоставления были сделаны иерархическими [3] (см. схему нашего иерархического структурного классификатора, приведенную на рис. 2). Основой самого низшего иерархического уровня являлись

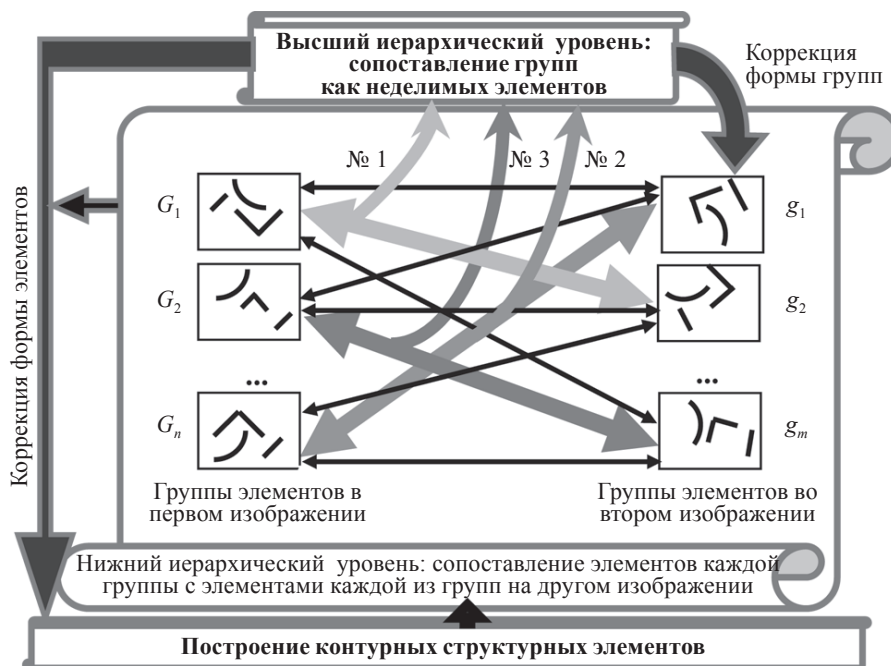


**Рис. 1.** Результат структурного сопоставления и совмещения изображений одного и того же ландшафта, построенных с разных ракурсов сенсорами разных типов. а – изображение, сформированное оптическим датчиком в видимом диапазоне электромагнитных волн; б – изображение, построенное радиолокатором с синтезированной апертурой; в – результат сопоставления и мозаичного совмещения изображений а и б.

структурные описания контуров, базирующиеся на производных элементах, инвариантных к геометрическим преобразованиям изображений [5], характерным для естественных и искусственных видеодатчиков (аффинные и проективные преобразования). Структурные элементы более высокого уровня строились путем объединения элементов более низкого уровня в компактные группы. К сожалению, при использованном методе группирования форма структурных элементов высокого уровня недостаточно соответствовала форме реальных объектов сцены: основным критерием качества группирования были пространственная компактность групп элементов, вычислительная простота группирования и возможность правильного пространственного сопоставления взаимно соответствующих групп структурных элементов сравниваемых изображений. При таком подходе структурные элементы высокого уровня могли включать в себя фрагменты сразу нескольких отдельных реальных объектов сцены [3]. Такая стратегия была эффективна при

структурном анализе аэрокосмических снимков и других достаточно “плоских” изображений, сформированных видеодатчиками, расположенными далеко от наблюдаемой сцены. В таких случаях все объекты анализируемой сцены лежали приблизительно в одной плоскости и к изображениям всех объектов сцены можно было применять фактически одну и ту же модель геометрического преобразования. Именно такое допущение было заложено в построенный нами ранее структурный анализатор (классификатор), но это допущение неверно, если видеодатчик находится вблизи наблюдаемой сцены или внутри нее. В таком случае при смене ракурса наблюдения (перемещении видеодатчика относительно сцены) изображение каждого объекта (каждой поверхности, имеющей собственный, отличающийся угол наклона) подвергается геометрическому преобразованию с отличающимися параметрами.

Для того чтобы правильно анализировать и сопоставлять изображения трехмерных сцен, необхо-



**Рис. 2.** Объектно-независимый иерархический структурный классификатор, созданный в рамках наших более ранних исследований. В результате дальнейших исследований он должен быть дополнительно снабжен наивысшим уровнем, соответствующим сопоставлению выделенных макрообъектов сцены.

дима существенная модернизация созданного нами ранее структурного анализатора: при структурном распознавании изображению каждого объекта сцены должна быть поставлена в соответствие своя собственная геометрическая модель преобразования. Для этого разработанный ранее метод иерархического структурного описания изображений [1–3] должен претерпеть существенное изменение. В частности, структурные элементы высшего уровня должны формироваться путем группирования непрямых структурных элементов, принадлежащих одному и тому же объекту сцены и только ему одному. Для решения этой проблемы необходимо иметь возможность правильно разделять изображения на зоны, соответствующие отдельным реальным объектам сцены. Ранее нам уже удалось решить эту проблему для частных случаев, применяя независимо два различных подхода.

С одной стороны, мы пытались добиться разделения изображения сцены на зоны, соответствующие отдельным объектам (или поверхностям объектов), применяя методы сегментации изображений, основанные на признаках текстуры. Уровень, на котором сопоставлялись реальные “макрообъекты” сцены, стал дополнительным, наивысшим иерархическим уровнем в нашем прежнем многоуровневом структурном классификаторе, показанном на рис. 2. Этим путем были получены обнадеживающие результаты [4] при структурном анализе изображений трехмерных сцен. Однако достигнутые возможнос-

ти разделения сцены на изображения отдельных объектов ограничивались недостаточной гибкостью существующих методов различения текстур. В частности, при выполнении автоматической сегментации изображений по признакам текстуры традиционными методами, как правило, не принимается во внимание связь параметров формы объектов, которые выделены (или которые предполагается выделить) в результате сегментации, с параметрами самого процесса различения текстур. При игнорировании этой связи форма областей изображений, выделенных в результате классификации текстур, часто имеет мало общего с формой реальных объектов, содержащихся в исходном изображении: либо результат сегментации оказывается чрезмерно фрагментированным [6], либо зоны исходного изображения, соответствующие разным объектам, “склеиваются” полностью или частично в одну зону, не имеющую ничего общего с формой реальных объектов исходного изображения.

Принимая во внимание вышесказанное, мы решили подойти к решению этой проблемы с другой стороны – для разделения сцены на объекты применить зоны внимания (ЗВ), аналогичные тем, что возникают в зрительном анализаторе человека при анализе изображений. Мы уже пытались решать проблемы распознавания изображений, основываясь на таких моделях формирования ЗВ. В частности, результаты нейрофизиологического исследования саккадического движения глаз человека, опуб-

ликованные И. Мучником и Н. Завалишиным [7], послужили отправной точкой для нашего более раннего исследования методов распознавания произвольных изображений, подвергнутых преобразованиям, описываемым полной аффинной группой. Мы модифицировали предложенную в [7] функцию информативности таким образом, чтобы аттракторы ЗВ соответствовали центрам тяжести (ЦТ) изображений реальных объектов. Было показано [8, 9], что аффинное преобразование на плоскости может быть представлено как последовательность более простых геометрических преобразований, завершающим элементом которой является смещение ЦТ преобразуемого изображения в декартовой системе координат. Таким образом, фиксирование ЗВ в точке ЦТ изображения объекта позволяло затем последовательно компенсировать остальные составляющие аффинного преобразования и распознавать нормализованное таким образом изображение объекта одним из известных методов. Модифицированная нами функция информативности (она имеет форму эллиптического параболоида) была также использована [8] в качестве “обобщенного эталона” для измерения параметров анизотропного по направлению масштабирования, являющегося одной из простых составляющих аффинного преобразования.

Однако предложенный нами в [8] метод формирования ЗВ и компенсации аффинного преобразования изображений с помощью обобщенных эталонных функций был работоспособен в общем виде только при анализе изображений, на которых объекты распознавания были предварительно обособлены друг относительно друга и выделены из фона (показаны на обнуленном фоне). Для необособленных объектов задача формирования ЗВ и распознавания изображений корректно решалась только в частном случае, соответствующем анализу контурных рисунков [9]; именно на таких рисунках проводили свои успешные нейрофизиологические эксперименты И. Мучник и Н. Завалишин [7]. К сожалению, проблема обособления объектов и выделения их из фона и в этом случае не могла быть эффективно решена с использованием классических методов сегментации на основе признаков текстуры, поскольку, как было отмечено выше, эти методы не принимают во внимание особенности формы объектов, подлежащих выделению в сегментируемом изображении.

Резюмируем вышесказанное. Для выполнения структурного анализа трехмерных сцен нам необходим инструмент эффективного разбиения изображения на регионы, соответствующие отдельным объектам. Для решения этой задачи необходимо снабдить методы сегментации изображений по текстуре возможностью учитывать особенности фор-

мы подлежащих выделению объектов. Задачу разделения объектов можно также решить, применяя механизмы моделирования ЗВ, заимствованные нами ранее в работах, исследовавших зрение человека, – такие механизмы как раз принимают во внимание особенности формы выделяемых объектов. В этом случае, однако, используемые модели формирования ЗВ должны быть снабжены средствами разделения соприкасающихся объектов и различения объекта и фона. Такие средства могут базироваться на локальных различиях текстуры. Нетрудно видеть, что таким образом мы опять возвращаемся к первому пути решения проблемы: соединяем методы анализа текстуры с методами учета локальных особенностей формы, причем это соединение выполняется в рамках моделирования ЗВ. Итак, в следующем разделе мы рассмотрим, каким образом можно соединить эти два механизма в рамках моделирования ЗВ.

### **Стратегия моделирования ЗВ, учитывающая локальные различия яркости объектов**

Перед тем как приступить к моделированию ЗВ, сформулируем их необходимые качества и предполагаемое пространственно-временное поведение. Некоторые из приведенных ниже положений базируются на результатах нейрофизиологического исследования зрения человека, некоторые следуют из математических моделей ЗВ, разработанных в наших более ранних работах. Недостающие части стратегии формирования и трансформирования ЗВ сформулированы на основе нашего интуитивного понимания приоритетов зрительного внимания и исходя из предполагаемых методов компьютерного моделирования.

1. Первостепенный интерес представляют компактные самые яркие или темные области изображения наибольших размеров, имеющие однородную поверхность (последнее в наибольшей степени гарантирует, что выбранная зона в основном соответствует единственному объекту или его части).

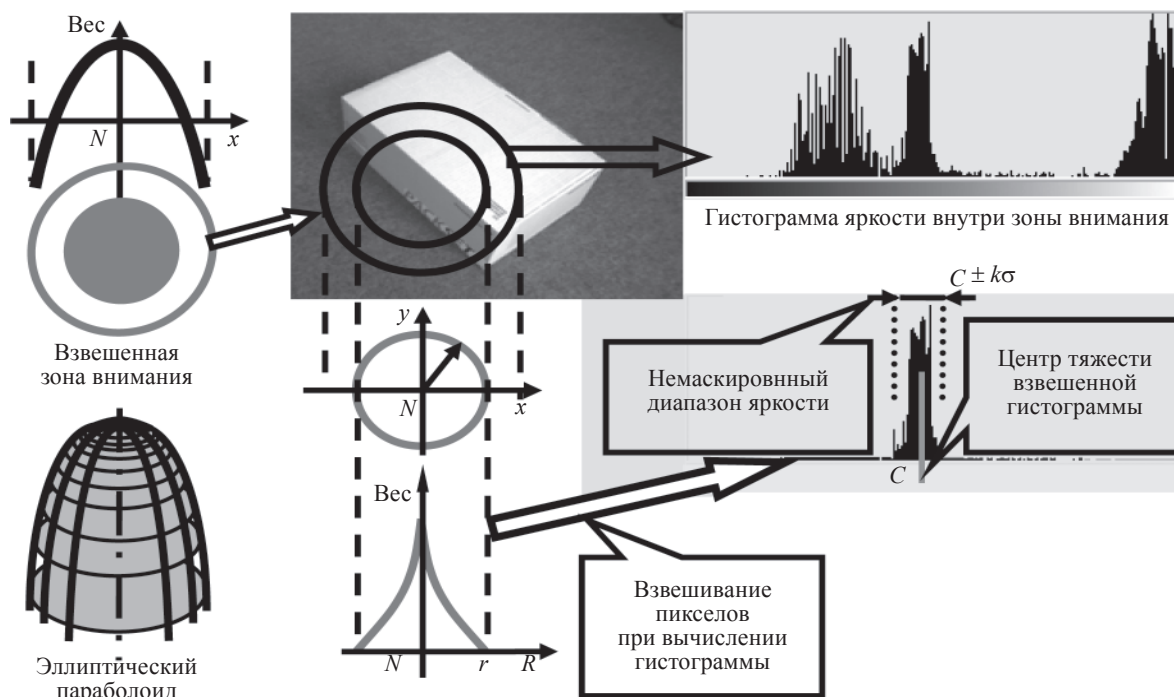
2. В начале каждого описанного ниже акта адаптации ЗВ должна быть максимально простой, круглой формы, поскольку объекты поиска заранее не известны.

3. Попавший в ЗВ локальный объект (или компактная его часть) должен быть правильно отделен от фона и от соприкасающихся с ним других объектов и помещен на нулевой фон. Это должно происходить перед каждой из итераций адаптации положения и формы ЗВ, описанных ниже в пп. 5 и 6, так как успех адаптации напрямую зависит от результатов такого разделения [8]. Отделение объекта от

фона должно происходить на основе сопоставления свойств (например, текстуры) различных частей содержимого ЗВ, поэтому успех такого разделения будет в свою очередь напрямую зависеть от результатов адаптации позиции и формы ЗВ. Таким образом в рамках адаптации параметров ЗВ будет достигаться совместный анализ формы и свойств поверхности (например, текстуры) объектов, необходимость которого была декларирована в конце предыдущего раздела.

4. Для поиска представляющих интерес объектов изображения содержимое ЗВ, сегментированное согласно п. 3, должно “взвешиваться” [8] специальной функцией информативности (ФИ). В [7] предложено вычитать видимый в ЗВ фрагмент изображения из ФИ, однако можно показать, что это приведет к эквивалентному результату. При этом аттракторами ЗВ должны быть точки изображения, обеспечивающие максимальные по модулю результаты “взвешенного суммирования” ее содержимого. Использование ФИ, имеющей форму эллиптического параболоида, позволит правильно измерять [8] положение ЦТ и параметры удлинения объекта, видимого в ЗВ при ее положении в точке аттрактора. Постоянная составляющая ФИ выбрана таким

образом, чтобы обеспечивать нулевой результат “взвешенного суммирования”, если пиксели, попавшие в ЗВ, имеют постоянную яркость. Поэтому не сложно показать, что максимальные результаты “взвешенного суммирования” будут достигаться, когда размеры выбранного яркого объекта в среднем будут максимально соответствовать размерам центральной части ЗВ, связанной с положительным значением ФИ, как это показано на рис. 3. Именно объекты таких размеров будут представлять перво-степенный интерес для каждого размера ЗВ. Несколько забегая вперед, необходимо отметить, что моделирование ЗВ проводилось на цифровом компьютере последовательного действия. Поэтому поиск экстремальных результатов “взвешенного суммирования” проводился путем последовательного перебора всех возможных позиций ЗВ данного размера. Для каждой из позиций ЗВ внутри нее проводилось выделение пикселей объекта, как это описано в п. 3, обнуление пикселей фона и “взвешивание” модифицированного таким образом содержимого ЗВ посредством ФИ. Для формирования ЗВ как вокруг объектов, более ярких, чем их окружение, так и вокруг более темных объектов использовались два варианта ФИ: эллиптический параболоид,



**Рис. 3.** Вычисление порогов яркости методом многомодовых гистограмм в целях отделения объекта от фона внутри зоны внимания.  $x, y$  – координаты пикселей,  $N$  – центр зоны внимания,  $r$  – радиус центральной части зоны внимания, соответствующей положительным значениям параболической весовой функции;  $R$  – расстояние от центра зоны внимания,  $C$  – координата центра тяжести “взвешенной” гистограммы яркости, вычисленной внутри окрестности радиуса  $r$  вокруг центра  $N$  зоны внимания;  $\sigma$  – среднеквадратическое отклонение яркости пикселей от  $C$  внутри окрестности радиуса  $r$  вокруг центра  $N$  зоны внимания,  $k$  – коэффициент.

лоид, обращенный вершиной вверх, и эллиптический параболоид, обращенный вершиной вниз.

5. В соответствии с п. 3 параметры положения и удлинения ЗВ для каждого ее пространственного размера должны адаптивно подстраиваться к соответствующим параметрам выбранного объекта: перемещенная в точку аттрактора ЗВ может принимать эллиптическую форму и слегка подстраивать свое положение, чтобы по возможности исключить из рассмотрения посторонние детали изображения.

6. На основе свойств ЗВ, перечисленных в предыдущих пунктах, можно следующим образом описать полный цикл анализа изображений с применением механизмов ЗВ. В соответствии с положениями п. 1 ЗВ должна изначально иметь максимальные размеры и шаг за шагом сужаться для выделения все более и более мелких деталей изображения. Как показано в [8, 9], для каждого размера ЗВ должны в первую очередь исследоваться области изображения, дающие максимальные абсолютные значения результатов “взвешенного суммирования”, проводимого согласно п. 4. Для каждой из выбранных таким образом областей изображения должна проводиться адаптация формы ЗВ согласно п. 5, после чего положение ЗВ адаптированной формы вновь должно быть уточнено путем локального поиска максимума результатов “взвешенного суммирования”. Может понадобиться несколько итераций такой адаптации положения и формы ЗВ. После окончания адаптации положения и формы ЗВ в районе каждой из точек-аттракторов, найденных для данного (текущего) ее размера, может предприниматься попытка распознавания объектов, выделенных внутри ЗВ.

Изложенной выше информации о предлагаемых механизмах формирования ЗВ в целом достаточно для их компьютерного моделирования. Осталось только сформулировать, каким образом будет отделяться объект от фона внутри ЗВ перед каждой новой итерацией адаптации ее положения и формы. Рассмотрим сперва с помощью рис. 3, как решается эта проблема на основе анализа распределения яркости пикселей, принадлежащих ЗВ (яркость – один из возможных параметров, с помощью которых может описываться текстура). Будем полагать, что в результате изменения размера ЗВ (см. выше в п. 6) объект, попадающий в ЗВ, несколько меньше нее по размерам. Если объект компактный, он может попасть в ЗВ целиком и в результате адаптации позиции и формы ЗВ [8] в основном оказаться внутри ее центральной части радиусом  $r$  (см. выше в п. 4). Концы умеренно удлиненного объекта могут выходить за пределы центральной части ЗВ [8]. Если объект не компактный (имеет значительное удлинение), локальная (“видимая”) его часть в результа-

те адаптации будет проходить через центр ЗВ, а один или оба его конца будут вне ЗВ. Это следует из того, что сильно удлиненные объекты могут локально рассматриваться как линии ненулевой толщины и для них могут быть применены выводы об адаптации ЗВ, сделанные в [7, 9]. Однако, для того чтобы рассмотренные выше доводы вступили в силу, необходимо сперва разделить пиксели, содержащиеся в ЗВ, на две категории: “объект” и “фон”. Пиксели последней категории должны быть обнулены [8], пиксели первой категории могут остаться неизменными или им может быть присвоена одна и та же метка – “объект”. Во всех рассмотренных случаях удлиненных и компактных объектов часть объекта, попавшая в центральную часть ЗВ, несет информацию о свойствах поверхности этого объекта, так как в соответствии с п. 1 последняя считается в основном однородной. Опираясь на этот тезис, попытаемся определить свойства объекта, чтобы отделить его от фона. Для этого рассчитаем гистограмму яркости внутри центральной части ЗВ, как это показано на рис. 3. Однородная по свойствам поверхность объекта должна соответствовать достаточно компактной моде на рассчитанной гистограмме яркости, и, анализируя параметры этой моды, можно было бы разграничить пиксели объекта и фона. К сожалению, в данном случае мы имеем дело с некомпактным объектом (боковой поверхностью коробки), поэтому в центральную часть ЗВ также попали пиксели других поверхностей, что, как показано на рис. 3, привело к образованию двух дополнительных мод гистограммы. Которая из мод соответствует объекту? Для преодоления этой трудности допустим, что наибольшая вероятность встретить пиксели объекта соответствует самому центру ЗВ, а по мере удаления от него эта вероятность уменьшается. Если при данном положении ЗВ такое допущение неверно, это в дальнейшем вызовет неправильное выделение объекта из фона. Тогда в соответствии с п. 4 найдется другое положение ЗВ, при котором ее центральная часть будет лучше соответствовать свойствам подлежащего выделению объекта. Это в свою очередь может обеспечить наилучшее покрытие объекта центральной частью ЗВ и в конечном итоге может максимизировать результат “взвешенного суммирования”, описанного выше в п. 4. В соответствии с этим предположением модифицируем процедуру подсчета гистограммы: для каждого из пикселей, попавших в центральную часть ЗВ, соответствующий сегмент гистограммы будет увеличиваться не на единицу, а на величину, обратно пропорциональную расстоянию этого пиксела от центра ЗВ. Во “взвешенной” таким образом гистограмме, как правило, останется единственная мода, соответствующая объекту, накрываемому цен-

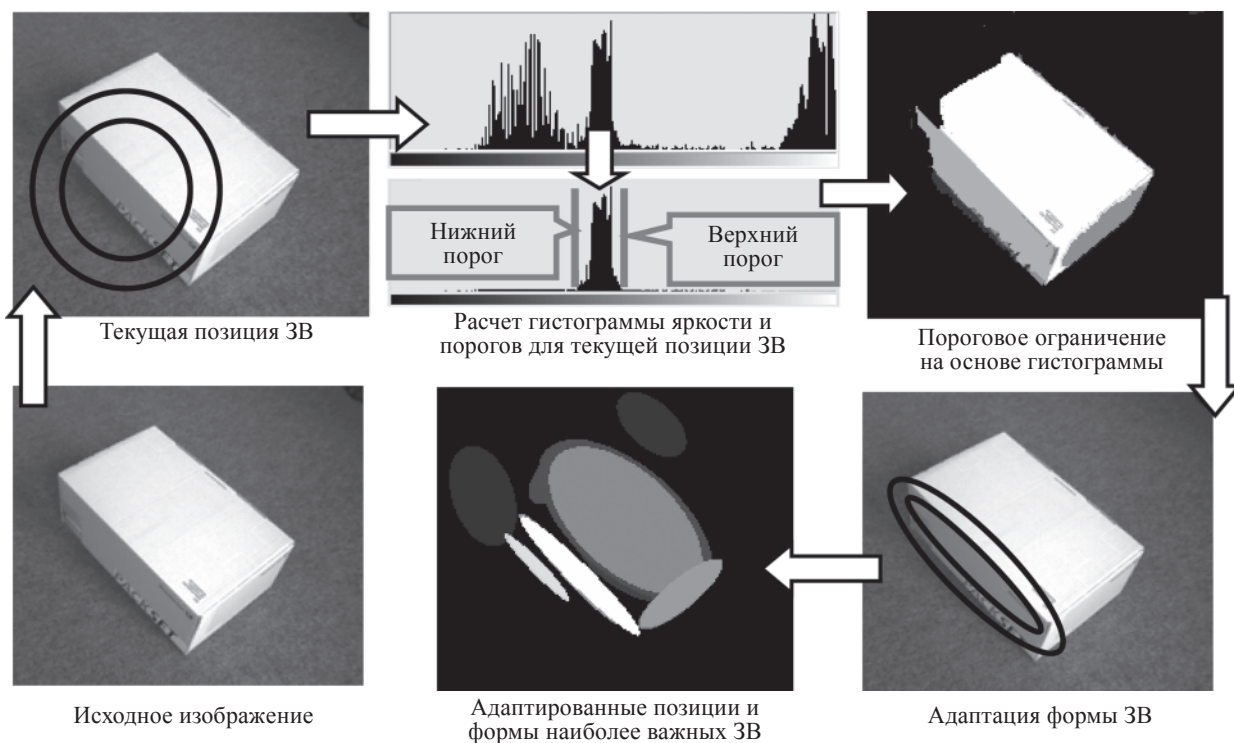


Рис. 4. Стадии адаптации положения и формы зон внимания с помощью метода многомодовых гистограмм.

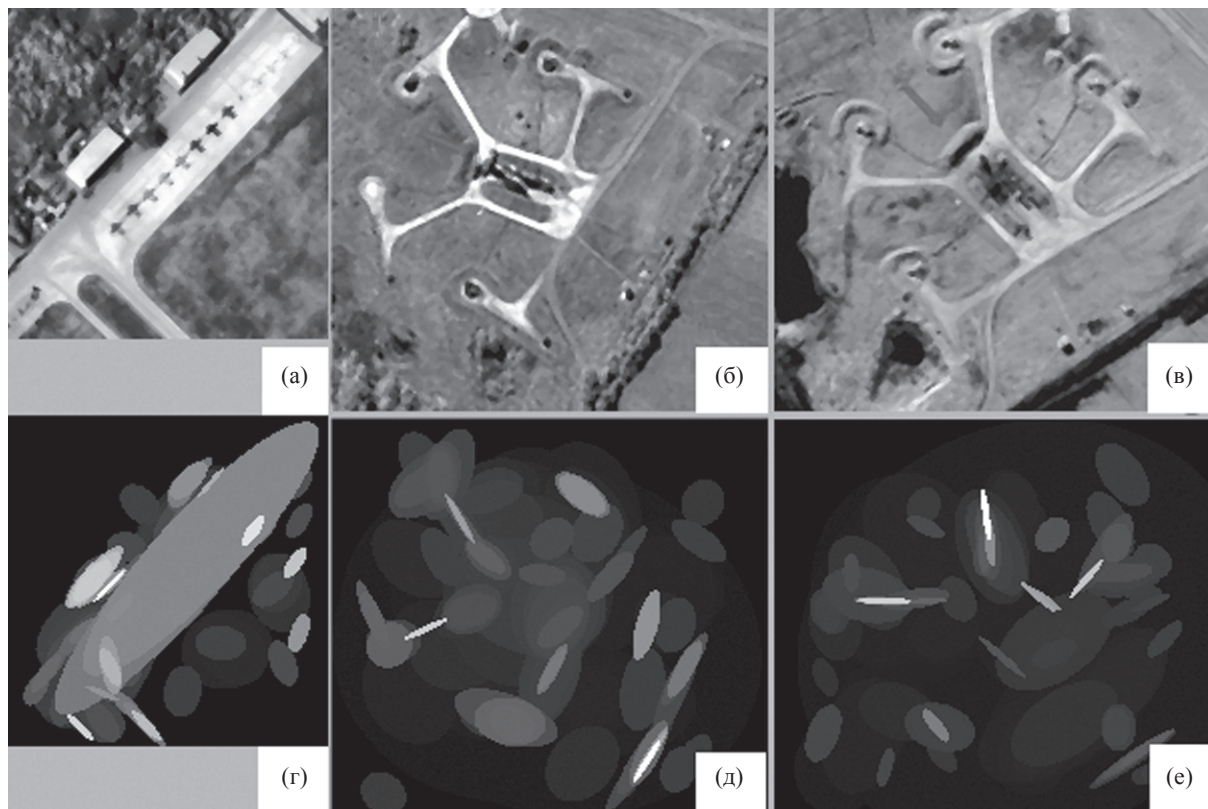
тром ЗВ (см. рис. 3). Считаем, что центр тяжести  $S$  этой моды соответствует средним свойствам подлежащего выделению объекта, и вычисляем среднеквадратическое отклонение  $\sigma$  яркости объекта от  $S$  внутри окрестности радиуса  $r$ . Предполагаем далее, что пиксели ЗВ, яркость которых попадает в интервал  $S \pm k\sigma$ , соответствуют искомому объекту, а остальные пиксели ЗВ должны быть обнулены. Значение коэффициента  $k$  подбирается с учетом соотношения среднеквадратических отклонений яркости пикселей внутри и снаружи центральной части с радиусом  $r$ . В последнем случае среднеквадратическое отклонение может рассчитываться отдельно для яркостей, отклоняющихся от интервала  $S \pm k\sigma$  в меньшую и большую стороны.

Итак, в этом разделе была сформулирована стратегия перемещения ЗВ, изменения ее размеров, адаптации ее локальной позиции и формы. Также была сформулирована стратегия выделения объекта из фона внутри ЗВ. Все стадии сформированной таким образом стратегии моделирования ЗВ показаны во взаимодействии на рис. 4. Теперь мы можем перейти к результатам моделирования.

### Результаты моделирования ЗВ при анализе изображений реальных объектов

Описанная в предыдущем разделе стратегия моделирования ЗВ была испытана при анализе изображений реальных сцен. Рассмотрим результаты

проведенных экспериментов. На рис. 5 приведены три аэрофотоснимка и показаны автоматически сформированные на них ЗВ. Еще один пример функционирования разработанной модели приведен на рис. 4 (снизу слева – исходное изображение трехмерного объекта, снизу в центре – ЗВ, сформированные на этом изображении). Отображенные размеры ЗВ для наглядности немного уменьшены, чтобы их изображения меньше пересекались и не загромождали друг друга. Яркость отображенных ЗВ соответствует перцепционной значимости соответствующих им объектов, т. е. показывает, насколько более светлые и более темные объекты локально отличаются от фона. Кроме того, предполагалось, что повышенную перцепционную значимость имеют более компактные объекты, т. е. объекты, имеющие меньшее отношение квадрата длины границ к площади. Яркость (значимость) ЗВ больших размеров специально понижена, чтобы на их фоне были видны сформированные ЗВ, соответствующие объектам более скромных размеров. Анализ рис. 4 показывает, что с использованием предлагаемой модели ЗВ на изображении трехмерной сцены были успешно выделены отдельные однородные поверхности. Успех был достигнут несмотря на то, что освещенность сильно меняется вдоль каждой из поверхностей, а верхняя и передняя стенки коробки местами имеют одинаковую яркость, что вызывает трудности при разделении их традиционными методами сегментации текстур. Из рис. 5 видно, что



**Рис. 5.** Результаты практического применения разработанных моделей формирования зон внимания для разделения изображения на области, соответствующие отдельным объектам. а, б, в – исходные аэрофотоснимки; г, д, е – зоны внимания, сформированные компьютерной моделью для этих аэрофотоснимков.

разработанный механизм формирования ЗВ также позволяет выделять наиболее значимые объекты на аэрофотоснимках. Как и следует из положений, лежащих в основе модели, сформированные ЗВ, как правило, соответствуют не очень удлинненным объектам: для сильно удлинненных объектов значимость ЗВ уменьшается, а в дальнейшем такие объекты покрываются более компактными ЗВ. Кроме того, в соответствии с моделью “неохотно” создаются ЗВ, включающие подковообразные и кольцеобразные объекты (такие ЗВ создаются, но имеют малую значимость). Это связано с тем, что в модели заложена необходимость нахождения объекта в центре ЗВ, а не на ее периферии. Именно из центральной части ЗВ извлекается информация о свойствах объекта, который должен быть выделен. Необходимо также отметить, что разработанная модель нуждается в улучшении адаптивности. Результаты построения ЗВ, представленные на рис. 4, были получены при слегка отличающихся настройках модели по сравнению с результатами, представленными на рис. 5. Применение одинаковых настроек при построении ЗВ на этих двух разных классах изображений либо давало излишне большое количество мелких ЗВ большой значимости при анали-

зе изображений трехмерной сцены, либо приводило к некоторому снижению чувствительности алгоритма при построении ЗВ на аэрофотоснимках.

Следуя положениям предыдущих исследований [7, 8], разработанная нами модель построения ЗВ оперировала с локальными отличиями яркости изображений, однако, как нетрудно убедиться, указанный подход может быть расширен. Вместо разграничения объекта и фона в одномерном пространстве признаков яркости аналогичное разграничение может быть выполнено в многомерном пространстве признаков, соответствующих локальным параметрам текстуры. Методы такого многомерного разграничения хорошо исследованы в теории распознавания образов. В настоящее время мы не видим существенных препятствий для такого расширения модели. Представляется, что анализ в многомерном пространстве признаков мог бы способствовать повышению чувствительности и гибкости алгоритма построения ЗВ.

## Заключение

Выше было представлено описание модели автоматического формирования ЗВ при анализе изобра-

ражений. В основу модели были положены принципы, заимствованные из механизмов функционирования живых зрительных систем, результаты наших более ранних исследований в области автоматического анализа изображений и наше интуитивное понимание перцепционной значимости локальных объектов на изображениях. Проведенные практические эксперименты показали, что ЗВ, автоматически сформированные с применением разработанной модели, хорошо соответствуют поверхностям объектов в трехмерных сценах и локальным объектам на “плоских” изображениях. Таким образом, есть основания полагать, что разработанный механизм формирования ЗВ может быть успешно применен для расширения возможностей ранее разработанных нами структурных классификаторов, как это и формулировалось в задачах настоящего исследования.

В то же время разработанная модель автоматического формирования ЗВ может и должна быть в дальнейшем улучшена. С одной стороны, необходимо сделать ее более адаптивной по отношению к параметрам анализируемых изображений. С другой стороны, имеется возможность улучшить гибкость и чувствительность модели, дополняя использованные в ней признаки локальной яркости параметрами локальной текстуры. Указанные усовершенствования модели формирования ЗВ будут реализованы в ходе наших дальнейших исследований.

Работа выполнена при поддержке фонда “Научный потенциал” (Human Capital Foundation), грант № 26-03-31, договор № 80).

#### ЛИТЕРАТУРА

1. *Lutsiv V., Malyshev I., Pepelka V.* Automatic fusion of the multiple sensor and multiple season images // Proc. SPIE. 2001. V. 4380. P. 174–183.
2. *Lutsiv V., Malyshev I., Pepelka V., Potapov A.* The target independent algorithms for description and structural matching of aerospace photographs // Proc. SPIE. 2002. V. 4741. P. 351–362.
3. *Lutsiv V., Malyshev I., Potapov A.* Hierarchical structural matching algorithms for registration of aerospace images // Proc. SPIE. 2003. V. 5238. P. 164–175.
4. *Lutsiv V., Lapina N., Novikova T., Potapov A.* Hierarchical 3D structural matching in the aerospace photographs and indoor scenes // Proc. SPIE. 2005. V. 5807. P. 455–466.
5. *Гуревич О.Б.* Основы теории алгебраических инвариантов. М.–Л.: Гос. изд. техн.-теорет. лит-ры, 1948. 408 с.
6. *Lutsiv V., Malyshev I., Novikova T.* Hierarchical approaches to analysis of natural textures // Proc. SPIE. 2004. V. 5426. P. 144–154.
7. *Завалишин Н.В., Мучник И.Б.* Модели зрительного восприятия и алгоритмы анализа изображений. М.: Наука, 1974. 344 с.
8. *Луцив В.Р.* Метод обработки изображений при управлении роботами в ГАП // ЭВМ в проектировании и производстве: Сб. статей. Вып. 2 / Под общ. ред. Г.В. Орловского. Л.: Машиностроение, 1985. С. 154–162.
9. *Луцив В.Р.* К вопросу структурного анализа изображений // Труды ГОИ. 1992. Т. 79. Вып. 213. Иконика. Книга VI. С. 65–71.