

ОБЪЕКТНО-НЕЗАВИСИМЫЙ ПОДХОД К СТРУКТУРНОМУ АНАЛИЗУ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2008 г. В. Р. Луцив, канд. техн. наук

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

E-mail: vluciv@list.ru

Представлен объектно-независимый подход к структурному анализу изображений. В отличие от объектно-специфичных методов, достигающих эффективных решений, используя специфику решаемых задач, представленный подход основан на наиболее общих ограничениях, характерных для пространственной организации окружающего мира (непрозрачность и локальная жесткость составляющих его объектов, правила их взаимного загораживания). Учитываются также ограничения, обусловленные устройством зрительной системы человека и большинства систем компьютерного зрения (аффинные или проективные преобразования, возникающие при проецировании изображения через сферическую линзу). Иерархические структурные методы анализа сцен и структурные методы анализа текстур рассмотрены в рамках представленного подхода с единых позиций с учетом иерархической организации окружающего мира, в котором объекты могут состоять из подобъектов, а тексели на их поверхностях могут становиться самостоятельными объектами анализа при увеличении пространственного разрешения изображения. На основе принятых ограничений сформирован объектно-независимый ортогональный базис обобщенных структурных элементов, пригодный для структурной декомпозиции изображений на разных иерархических уровнях, и разработаны методы построения структурных описаний на основе таких элементов. Показаны примеры анализа реальных изображений на базе предложенного подхода.

Коды OCIS: 100.2980, 3000.3020.

Поступила в редакцию 02.06.2008.

1. Введение

Начало интенсивных исследований в области автоматического анализа изображений можно отнести к середине прошлого века, когда уровень развития кибернетики и вычислительной техники позволил применять к изображениям хорошо уже исследованные в статистической теории связи методы узнавания сигналов. Такие методы, основанные на согласованной фильтрации и корреляции, были объектно-независимы, однако, будучи перенесенными от сигнала – функции времени – к двумерным и трехмерным пространствам реальных сцен, методы эти оказались пространственно не инвариантными по отношению к геометрическим трансформациям изображений, характерным для естественных и искусственных зрительных систем (ЗС). Кроме того, корреляционный отклик деградирует под действием преобразований яркости пикселей, связанных с естественными изменениями природных ландшафтов и меняющимися условиями наблюдения [1]. В связи с этим предлагались технические решения (см., например, [2, 3]), делающие корреляторы инвариантными к преобразованиям группы подобия и даже к аффинным преобразованиям, единообразно примененным ко всему изоб-

ражению. В то же время разрабатывались и некорреляционные методы распознавания, делавшие упор на построение дискриминационных поверхностей в многомерных пространствах признаков (см., например, [4]), инвариантных в частном случае к аффинным преобразованиям (АП) и проективным преобразованиям (ПП) изображений. Некоторые из таких методов (см., например, [5]) объектно-независимы. Однако рассмотренные объектно-независимые пространственно-инвариантные методы распознавания имеют общий недостаток: это интегральные методы, единообразно извлекающие информацию из всего изображения и применяющие ко всему изображению одну и ту же модель геометрического преобразования (ГП). Если сопоставляемые изображения не включают достаточного числа общих элементов (имеют недостаточную “площадь перекрытия”), если взаимное положение (ВП) большого количества элементов сцены существенно меняется от изображения к изображению, или знаки взаимных контрастов изображений поверхностей многих объектов меняются на противоположные, интегральные методы теряют работоспособность. В связи с этим на первый план вышли методы структурного сопоставления (СС), позволяющие анализировать изображения локальных элементов

сцены по отдельности и сопоставлять затем с заданной точностью их ВП. Этот подход был успешно применен сначала в исследовательских проектах (см., например, [6, 7]), а затем в многочисленных экспертных системах (ЭС): системах распознавания целей (см., например, [8]) и системах гражданского применения, например, в дактилоскопии. Современные ЭС анализа изображений в ряде случаев очень эффективны, что, однако, достигается ценой их объектной специфичности. Их скорость и надежность основываются на введении жестких ограничений в отношении допустимых свойств объектов. Изменение типа объекта распознавания, как правило, приводит к разработке новой ЭС, поэтому остается актуальным создание эффективных объектно-независимых подходов к автоматическому СС изображений. Решению этой проблемы и посвящена настоящая статья.

2. Разумные ограничения, следующие из наиболее общих свойств объектов окружающего мира и из конструктивных особенностей естественных и искусственных зрительных систем

Структура окружающего мира, представленного наблюдателям пассивными оптическими датчиками видимого и ближнего ИК диапазонов, подчиняется ряду ограничений, многие из которых эффективно используются естественными ЗС. Рассмотрим наиболее важные из них.

1. ЗС человека и большинство систем компьютерного зрения (СКЗ) используют оптический объектив на основе сферической линзы, проецирующий изображения объектов на поверхность “матрицы” световоспринимающих датчиков. Эта поверхность плоская в большинстве СКЗ и локально плоская в ЗС человека, поэтому проекция изображения, анализируемая такими ЗС, трансформируется проективной группой преобразований Ли на плоскости, которую можно приблизительно представить как аффинную, если рассматриваемый предмет находится достаточно далеко от объектива. На практике часто оказывается достаточно использовать аффинную модель ГП. Эта модель точна, если строятся изображения плоских поверхностей. Если же отклонения формы поверхности от плоскости значительны по сравнению с расстоянием от поверхности до объектива, используемая модель ГП должна допускать локальные отклонения от АП.

2. Объекты окружающего мира, как правило, локально жесткие. Локальное ВП частей объектов не

может существенно изменяться мгновенно, иначе картина окружающего мира хаотично рассыпалась бы на глазах. Однако жесткость эта касается только локальных связей, что делает возможным естественное изменение формы живых и неживых объектов. Небольшая локальная нежесткость объектов приводит к небольшим локальным отклонениям взаимного ГП их изображений, сопоставляемых во времени, от АП.

3. Объекты окружающего мира, как правило, непрозрачны, поэтому наблюдение прозрачных объектов часто связано со зрительными иллюзиями [9]. Как правило, непрозрачность препятствует появлению изображений зеркально отраженных объектов, которые могут возникать при наблюдении поверхности прозрачного объекта сквозь его тело с задней его стороны или при отражении от гладких поверхностей. Последний случай в естественных условиях встречается не очень часто и поэтому может также служить источником зрительных иллюзий.

4. Наблюдаемый мир состоит из изображений поверхностей объектов (ПО), что в совокупности с ограничениями, рассмотренными в предыдущем пункте, обуславливает правила загоразивания и затенения наблюдаемых объектов.

5. Наблюдаемые ПО отличаются друг от друга спектральным составом и яркостью отраженного света (реже – излучаемого света), параметрами текстуры, дальностью, локальной пространственной ориентацией, параметрами движения относительно наблюдателя. Яркость, спектральный состав отраженного света и параметры наблюдаемой текстуры поверхностей могут существенно варьировать под действием естественных изменений условий наблюдения. В то же время наиболее устойчивыми и поэтому наиболее информативными в условиях действия таких изменений остаются наблюдаемые границы объектов, связанные обычно с резкими перепадами значений выше перечисленных признаков, характеризующих их поверхности. Это свойство характерно для окружающего нас мира, поэтому оно отразилось в организации нейронных ансамблей, обрабатывающих зрительную информацию в живых ЗС [9]. Проведенные исследования аэрокосмических снимков Земли также показывают, что именно форма и положение границ определенных классов ландшафтных объектов оказываются наиболее устойчивыми к сезонно-суточным изменениям местности [10]. Традиционным методом отображения пространственного положения и формы границы является построение контура.

6. Наблюдаемый естественный мир, как правило, имеет иерархическую структуру: видимая сце-

на делится на объекты (если изображение сцены однородно, на нем нечего будет анализировать и распознавать), объекты делятся на подобъекты, последние, в свою очередь, имеют собственную внутреннюю структуру и т. д. При этом тексели, являющиеся простыми составляющими текстуры, становятся при соответствующем увеличении пространственного разрешения изображения объектами исследования, имеющими свою форму. Часто в изображениях природных объектов размывается грань между понятиями подобъекта и текстела, когда размеры объектов и текстелов на изображениях их поверхностей имеют близкий порядок [11]. Такая иерархическая организация объектов и текстур часто нарушается на изображениях, включающих объекты искусственного происхождения, имеющие гладкие поверхности, на которых текстелы можно обнаружить только при сильном увеличении пространственного разрешения.

3. Принципы построения структурных описаний, отвечающие наиболее общим свойствам наблюдаемого мира и особенностями датчиков изображений

При построении объектно-независимого метода структурного описания (СО) изображений необходимо выполнять следующие требования.

Выбирая производные структурные элементы (НСЭ), максимально абстрагироваться от индивидуальных особенностей подлежащих автоматическому анализу объектов, если особенности связаны со спецификой конкретных решаемых задач.

Учитывать рассмотренные в предыдущем разделе разумные ограничения, обусловленные общими свойствами реального мира и устройством применяемых видеодатчиков.

В частности, в работах [12, 13] показано, что при выделении НСЭ целесообразно рассматривать только узкий низкочастотный диапазон в пространственном фурье-спектре структур, соответствующих этим элементам на изображении. Таким образом анализируется только объектно-независимое ядро таких структур, а их объектно-специфические особенности “отбрасываются” вместе с игнорируемыми высшими спектральными гармониками. В то же время анализируемый участок их спектра должен включать гармоники, обуславливающие особенности пространственного положения выделяемых НСЭ, связанные с анализируемым АП изображения. В [12, 13] показано также, что выделение таких обобщенных НСЭ эффективно выполняется путем вычисления функции корреляции изображения с детекторами, имеющими характеристики простран-

ственного спектра, аналогичные выше указанным. Поэтому в ниже приведенных материалах вопросы поиска объектно-независимых обобщенных НСЭ часто будут увязываться с особенностями применяемых для этого детекторов. Рассмотрим, как должны быть выделены в изображении НСЭ, удовлетворяющие перечисленным требованиям, и как на их основе можно построить СО изображения.

3.1. Объектно-независимый подход к выбору производных элементов изображений

В соответствии с положениями п. 5 разд. 2 НСЭ, инвариантные к естественным изменениям изображений, целесообразно строить на основе границ видимых ПО или соответствующих им контуров. Однако, с одной стороны, контур, взятый целиком, объектно-специфичен и не может по этой причине быть выбран в качестве НСЭ. С другой стороны, сложная форма контура не инвариантна к АП, выбранным в качестве основной модели ГП в п. 1 разд. 2. В то же время инвариантом АП и ПП является прямая линия [14]. Нейрофизиологические эксперименты также подтверждают целесообразность такого выбора. В работе [9] предложены гипотетические архитектуры нейронных ансамблей, выделяющих в зрительных образах прямолинейные участки границ. Современные исследования (см., например, [15]) подтверждают, что в живых ЗС действительно имеются детекторы отрезков прямых и их перекрестий. Наконец, в [16] показано, что при разглядывании контурных изображений точки саккадических фиксации располагаются на биссектрисах углов, перекрестиях и кончиках линий, а также вдоль самих линий. Там же показано, что, вероятно, положение точек фиксации используется зрительным анализатором для СО и распознавания изображений.

Таким образом, объектно-независимые СО изображений, устойчивые к естественным изменениям условий наблюдения, целесообразно строить на основе фрагментов границ ПО, локально аппроксимированных прямолинейными отрезками контуров и более сложными структурными элементами, построенными на основе отрезков прямых линий (углами, разветвлениями различной формы и перекрестиями линий). Тогда нижний иерархический уровень СО изображений будет строиться на основе НСЭ, пример формы которых для одной из возможных их пространственных ориентаций представлен на рис. 1а и описывается в формулой

$$f(X, Y) = 2kX, \quad (1)$$

где $f(X, Y)$ – функция декартовых координат X и Y , а k – константа. Это обобщенная форма участка изоб-

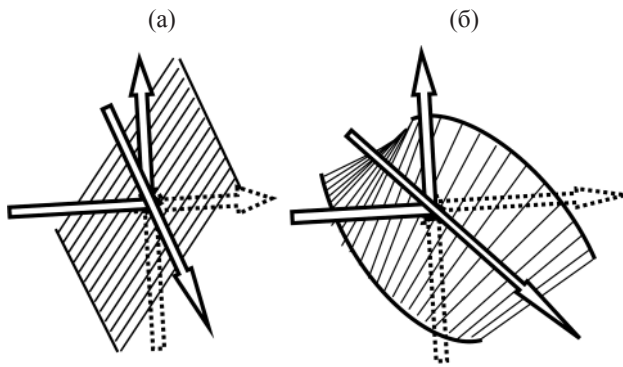


Рис. 1. Графические иллюстрации формы фильтров и соответствующих им производных структурных элементов первого типа, используемых для выделения границ объектов: горизонтальные фильтры Превитт – (а) и Собеля – (б).

ражения, характеризующегося большим градиентом какого-либо признака. Для обнаружения НСЭ такого типа в СКЗ используются обобщенные эталонные функции (ОЭФ), имеющие аналогичную форму (фильтры Робертса, Собеля, Превитт и т. п.). Например, рис. 1а описывает форму горизонтального фильтра Превитт. Детекторы границы, предположительно применяемые в живых ЗС, обобщенно описываются функцией аналогичного вида [9]. Пространственный спектр такого обобщенного НСЭ и соответствующих ему детекторов имеет нулевую ширину в направлении, параллельном выделяемой границе (или близкую к нулю ширину, например, для фильтра Собеля, НСЭ, соответствующий которому, показан на рис. 1б). Это позволяет игнорировать несущественные вариации формы анализируемой границы. В то же время, как будет показано ниже, НСЭ, описанный формулой (1), имеет ширину спектральной полосы, близкую к нулю в ортогональном направлении, позволяющую определять значение и направление градиента анализируемого признака и игнорировать несущественные особенности, например, среднюю величину признака. Такой обобщенный НСЭ отвечает сформулированным требованиям объектной независимости и инвариантности к АП и ПП. Назовем его обобщенным НСЭ первого типа. Отрезки прямых линий, их углы, разветвления и перекрестия, инвариантные к АП, являются элементами более высокого уровня (будем называть их структурными компонентами в отличие от НСЭ первого типа, на базе которых они строятся).

Кривые второго порядка также инвариантны к АП, однако их детекторы имеют заметно более широкую спектральную полосу, а их программная ре-

ализация сложна. Поэтому представляется, что аппроксимацию контура кривыми второго порядка стоит применять только в ситуациях, где это действительно необходимо.

Предполагается, что НСЭ первого типа должны служить составными частями пространственно более протяженных объектов, так как ориентированы на описание фрагментов их границ. А существуют ли обобщенные НСЭ, имеющие близкую к нулю ширину спектральной полосы в произвольном направлении и непосредственно соответствующие на изображении пространственно компактным объектам сходных с ними размеров? Такое предположение находит подтверждение в нейрофизиологии зрения. В работе [9] приводятся многочисленные примеры использования нейронов с рецептивными полями в форме “мексиканской шляпы” (рис. 2а) в живых ЗС, а в [17] делается предположение, что такие рецептивные поля используются в детекторах текстов. В то же время, в [16] предложена математическая модель ОЭФ (рис. 2б), используемой в зрительном анализаторе человека в качестве детектора, “притягивающего” точки саккадических фиксаций взгляда к характерным структурным элементам изображений. Представленные на рис. 2а и рис. 2б ОЭФ описываются формулами (2) и (3) соответственно и имеют узкополосный в любом направлении спектр, локализованный в районе нулевой гармоники [18]

$$f(X, Y) = -k[1 - (X^2 + Y^2)/\sigma^2] \exp[-(X^2 + Y^2)/(2\sigma^2)], \quad (2)$$

$$f(X, Y) = k_1 \{ \exp[-(X^2 + Y^2)/(2\sigma^2)] \}, \quad (3)$$

где σ^2 – дисперсия, k и k_1 – константы.

В работе [12] показано, что если область определения ОЭФ, представленных на рис. 2а и 2б,

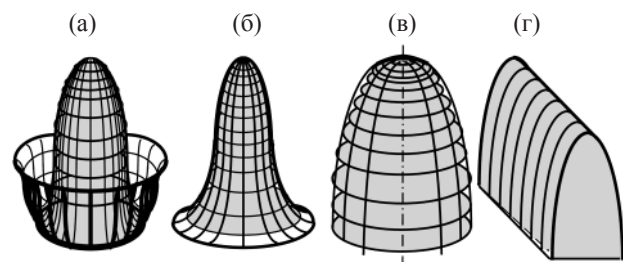


Рис. 2. Узкополосные обобщенные эталонные функции: а – рецептивное поле в форме “мексиканской шляпы”, б – функция информативности, управляющая саккадическими движениями глаз, в – производный структурный элемент второго типа, описываемый параболоидом вращения, г – производный структурный элемент второго типа, имеющий вид параболического цилиндра и используемый для определения положения центра тяжести по одной координате.

ограничена локальным окном, сканирующим изображение, то в результате дальнейшего сужения спектральной полосы этих ОЭФ они приобретают форму

$$f(X, Y) = k(X^2 + Y^2) + C, \quad (4)$$

где k и C – константы. Это параболоид вращения (рис. 2в). При использовании в качестве весовой функции детектора такая ОЭФ становится пригодной для обнаружения на изображении пространственно компактных объектов произвольной формы и измерения в аналитическом виде параметров АП изображений таких объектов относительно их эталонного состояния, заданного специальным образом [12]. В частности, аттрактором такого детектора является точка центра тяжести (ЦТ) объекта. К сожалению, получаемые этим путем аналитические выражения для значений параметров АП корректны, только если объект пространственно компактен (полностью попадает внутрь сканирующего окна, на котором задана такая весовая функция детектора) и выделен из фона. Однако в работе [19] показано, что такие ОЭФ пригодны также для измерения параметров АП изображений пространственно некомпактных объектов – прямолинейных отрезков контурных линий, их перекрестий и углов между ними (а иногда и дуг), упомянутых выше в качестве структурных компонентов более высокого уровня, которые могут строиться на основе НСЭ первого типа. А в работах [20, 21] показано на основе механизмов формирования зон внимания, как корректно применять эту ОЭФ, если распознаваемый объект не был предварительно выделен из фона. Там же показано, как использовать такую ОЭФ при анализе пространственно некомпактных (сильно вытянутых) объектов, не попадающих полностью внутрь сканирующего окна, на котором эта ОЭФ задана.

Построенная выше описанным способом ОЭФ, имеющая ширину полосы пространственного спектра, близкую к нулю в любом направлении, может в отличие от НСЭ первого типа использоваться не как детектор границ протяженных объектов, а в качестве весовой функции детектора пространственно более компактных объектов произвольной формы. Как указывалась выше, рассматриваемая ОЭФ должна соответствовать обобщенным эталонам, входящим в такие объекты в качестве их объектно-независимого ядра, инвариантного к АП. Описываемые такой ОЭФ объектно-независимые обобщенные НСЭ назовем элементами второго типа. Кстати, в [13, 22] описан и успешно применен способ анализа изображений с ПП с помощью ОЭФ второго типа. Более того, этот способ анализа позволяет оценивать изменение наклона поверхности по ПП положения и формы эле-

ментов ее текстуры [13], аналогично тому, как это делается в человеческой ЗС [9], что еще раз подтверждает общность применяемого подхода и правильность сделанного выбора формы НСЭ.

ОЭФ, представленные (1) и (4), и соответствующие им НСЭ имеют еще одно важное свойство. ОЭФ (4), предназначенная для определения двух декартовых координат точки ЦТ объекта, была синтезирована в [12] на основе функции

$$f(X, Y) = kX^2 + C, \quad (5)$$

обеспечивающей получение аналитического выражения для положения ЦТ вдоль единственной декартовой координаты. Это – функция параболического цилиндра, показанная на рис. 2г, и ее аттрактором является абсцисса ЦТ объекта. Не трудно убедиться, что функции, представленные на рис. 1а и 2г, взаимно ортогональны, поскольку одна из них четная, а другая нечетная по оси абсцисс, поэтому их спектр по этой координате содержит соответственно только синусоидальные и только косинусоидальные гармоники. (1) получается из (5) дифференцированием, поэтому с точностью до нулевой гармоники (1) имеет такой же узкий спектральный состав как (5). Аналогичным образом несложно показать, что взаимно ортогональны соответствующие друг другу функция, описывающая горизонтальный фильтр Собеля (рис. 1б), и функция параболоида вращения (рис. 2в). Попарно взаимно ортогональны и обобщенные НСЭ, соответствующие выше указанным четырем ОЭФ. Таким образом, предложен ортогональный базис обобщенных НСЭ для объектно-независимой структурной декомпозиции изображений. Известны и другие ортогональные базисы НСЭ, например, базис Робертса, но для них не гарантируется устойчивость к АП и ПП, а состав таких базисов избыточен с точки зрения предлагаемой стратегии структурной декомпозиции текстур и форм макрообъектов, заимствованной в живых ЗС.

3.2. Объектно-независимый метод построения и сопоставления структурных описаний

В соответствии с принципами, изложенными в разд. 2, сформированы методы СО и СС изображений. СО строится на основе структурных компонентов, синтезированных из обобщенных НСЭ, предложенных в разд. 3.1. Используемый алфавит структурных компонентов состоит из отрезков прямых линий и углов между ними. СО каждого компонента включает его декартовы координаты и пространственную ориентацию. Для отрезков прямых указывается их длина, а для углов – их величина. В соответствии с требованиями локальной жесткости

объектов предусмотрено указание связей между структурными компонентами, примыкающими друг к другу в контурной линии. Факультативно этот алфавит может дополняться дугами окружностей, описываемыми декартовыми координатами их центра, длиной и параметром кривизны. Используемая при сопоставлении СО модель ГП была модифицирована путем исключения из АП возможности зеркального отражения изображения и разрешения небольших пространственных смещений, вращений и изменений размеров структурных компонентов по сравнению со значениями этих параметров, предсказанными аффинной моделью взаимного ГП изображений [23, 24].

Как было показано в разд. 3.1, использованные НСЭ и построенный на их основе алфавит структурных компонентов инвариантны к АП, но инвариантность достигается за счет их простоты. Контурные СО реальных изображений содержат сотни и тысячи похожих друг на друга сегментов линий и углов, что затрудняет их правильное СС. Эта трудность усугубляется допускаемыми отклонениями

параметров положения и формы сопоставляемых компонентов от их значений, предсказываемых аффинной моделью ГП [23, 24]. Проблема была разрешена путем группирования структурных компонентов в рамках построения иерархических СО [23–25]. В группу включались компоненты, соответствующие одному непрерывному контуру, либо компоненты, принадлежащие одному и тому же компактному участку изображения. Основной акцент сделан на втором способе группирования, лучше соответствующем иерархическим системам объектов и подобъектов, упомянутым в п. 6 разд. 2.

В разработанную иерархическую процедуру СС были встроены “нисходящие связи”, позволяющие “ремонтировать” СО разных иерархических уровней на основе предварительных результатов СС, достигнутых на более высоких уровнях [24, 25]. Это соответствует принципу адаптивного резонанса, позаимствованному в живых ЗС.

Выше описанный объектно-независимый структурный подход оказался эффективен при СС изображений достаточно плоских поверхностей (рис. 3).

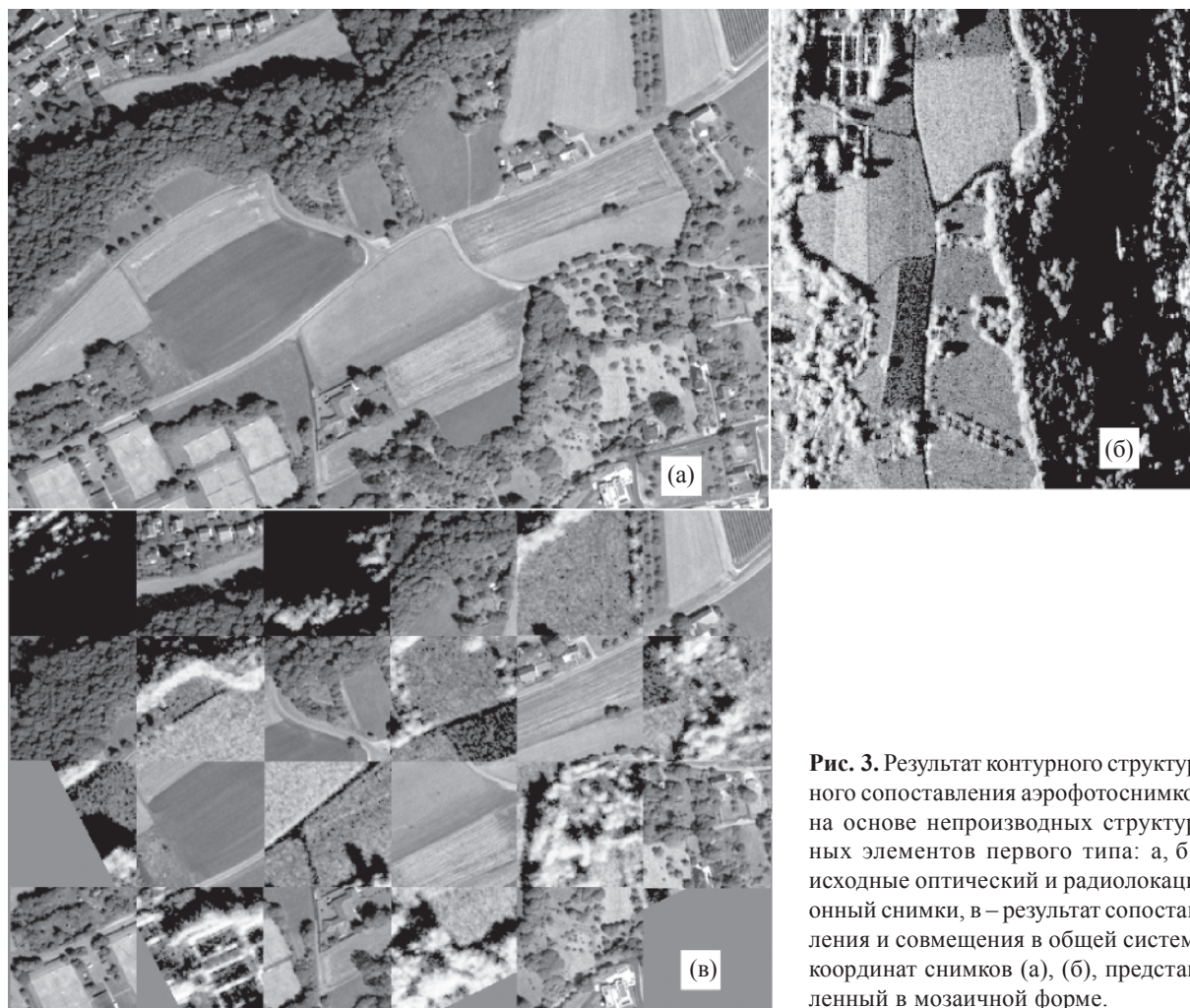


Рис. 3. Результат контурного структурного сопоставления аэрофотоснимков на основе производных структурных элементов первого типа: а, б – исходные оптический и радиолокационный снимки, в – результат сопоставления и совмещения в общей системе координат снимков (а), (б), представленный в мозаичной форме.

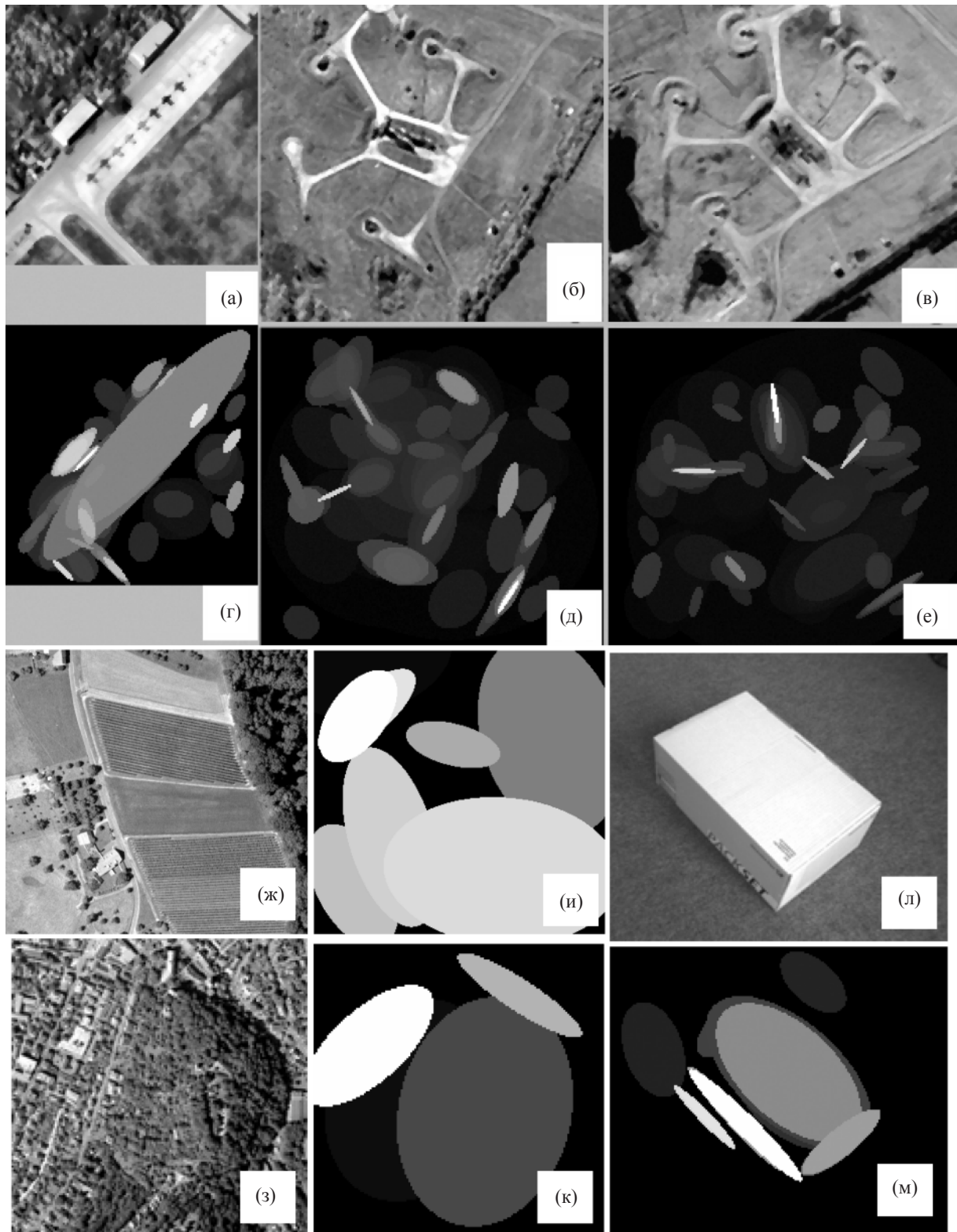


Рис. 4. Примеры зон внимания, автоматически смоделированных на реальных изображениях с помощью производных структурных элементов второго типа: а, б, в – исходные анализируемые аэрофотоснимки, г, д, е – зоны внимания, построенные для снимков (а), (б), (в) на основе анализа локальных особенностей яркости пикселей, ж, з – исходные анализируемые аэрофотоснимки, и, к – зоны внимания, построенные для снимков (ж), (з) на основе анализа локальных особенностей текстуры, л – изображение трехмерного объекта, м – зоны внимания, построенные для поверхностей объекта на изображении (л) на основе анализа локальных особенностей яркости пикселей.

Однако в описанной процедуре СС одна и та же модель АП применяется ко всей площади сопоставляемых изображений, что неприемлемо при анализе трехмерных сцен, где изображению каждой поверхности может соответствовать своя модель ГП. Поэтому при анализе изображений трехмерных сцен необходимо было решить проблему выделения на них участков, соответствующих отдельным ПО. После этого при анализе каждого такого участка может применяться отдельная модель ГП, а сопоставление формы и ВП этих участков может соответствовать более высокому иерархическому уровню процедуры СС. Задача выделения участков, соответствующих отдельным ПО, была решена моделированием механизмов зон внимания [20, 21]. Примеры успешного построения зон внимания на основе информации о яркости пикселей или текстуре приведены на рис. 4. В качестве детекторов ПО используются ОЭФ, которым соответствуют НСЭ второго типа, являющиеся в данном случае структурными элементами более высокого иерархического уровня по отношению к контурным структурным компонентам первого типа, содержащимся в каждой из построенных зон внимания.

Следуя принципу единообразной иерархической организации изображений реального мира на основе объектов, подобъектов и текстур (см. п. 6 разд. 2), предложенные обобщенные НСЭ были успешно применены для описания и различения простых [26] (как это продемонстрировано на рис. 5) или иерархически организованных [11] текстур. Причем в указанных примерах применялись только НСЭ второго типа, тогда как в работе [27] предложено использовать элементы и первого и второго типов, что должно способствовать [13] дальнейшему улучшению сегментации изображений по

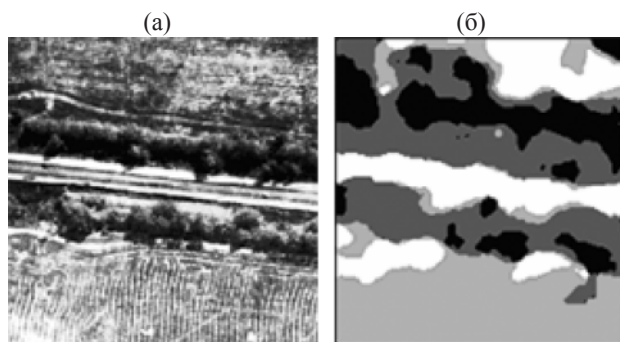


Рис. 5. Результат сегментации аэрофотоснимка по текстуре путем обнаружения текселов, соответствующих непроизводным структурным элементам второго типа: а – исходное изображение, б – результат сегментации.

текстуре на основе предложенного объектно-независимого подхода.

4. Заключение

Сформулированы общие принципы организации реального мира и построения зрительных систем человека и систем машинного зрения, на основе которых предложен объектно-независимый подход к структурному анализу изображений. В рамках этого подхода разработан объектно-независимый ортогональный базис обобщенных структурных элементов, пригодный для структурной декомпозиции изображений на разных иерархических уровнях: от макрообъектов трехмерных сцен до текстур. На основе этого подхода разработан объектно-независимый иерархический способ структурного описания и сопоставления изображений, базирующийся на предложенных обобщенных структурных элементах. Предложенный подход реализован в виде пакета программ и успешно применен для анализа реальных видеоданных при решении важных практических задач.

ЛИТЕРАТУРА

1. Жеребко А.К., Луцив В.Р. Согласованная фильтрация в естественных и искусственных нейронных сетях // Оптический журнал. 1999. Т. 66. № 9. С. 69–72.
2. Qin-sheng Chen, Defrise M., Deconinck F. Symmetric phase-only matched filtering of Fourier–Mellin transforms for image registration and recognition // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1994. V. 16. № 12. P. 1156–1167.
3. Кейсесент Д. Оптическое когерентное распознавание образов // ТИИЭР. 1979. Т. 67. № 5. С. 131–148.
4. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов / Пер. с англ. под ред. Ю.И. Журавлева. М.: Мир, 1978. 411 с.
5. Maitra S. Moment invariants // Proc. IEEE. 1979. V. 67. № 4. P. 697–699.
6. Интегральные роботы. Сборник статей / Пер. с англ. под ред. Г.Е. Поздняка. В. 1. М.: Мир, 1973. 421 с.
7. Интегральные роботы. Сборник статей / Пер. с англ. под ред. Г.Е. Поздняка. В. 2. М.: Мир, 1975. 449 с.
8. Beech E. Sight unseen // Flight International. 1989. V. 135. № 4151. P. 34–35.
9. Мэпп Д. Зрение. Информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов / Пер. с англ. М.: Радио и связь, 1987. 400 с.
10. Отчет о работе “Оценка возможностей создания аппаратуры для автоматического измерения отклонения линии визирования объекта привязки на местности”.

- Ленинград, Государственный оптический институт им. С.И. Вавилова, 1992, Рег. №22–7/92. 198 с.
11. *Lutsiv V., Malyshev I., Novikova T.* Hierarchical approaches to analysis of natural textures // Proc. SPIE. 2004. V. 5426. P. 144–154.
 12. *Луцив В.Р.* Метод обработки изображений при управлении роботами в ГАП // ЭВМ в проектировании и производстве. Сб. статей. В. 2 / Под общ. ред. Г.В. Орловского. Л.: Машиностроение, Ленинградское отделение, 1985. С. 154–162.
 13. *Луцив В.Р.* Применение обобщенных эталонных функций в естественных и искусственных зрительных системах // Оптический журнал. 2007. Т. 74. № 11. С. 47–52.
 14. *Гуревич О.Б.* Основы теории алгебраических инвариантов. М., Л.: Гос. изд. техн.-теорет. лит-ры, 1948. 408 с.
 15. *Slavutskaya A.V., Mikhailova E.S., Konishev V.A.* Human visual evoked potentials to bars and cross-like figures // Perception. 2006. V.35 (Supplement. ECVF 2006. 29-th European conference on visual perception. St. Petersburg. 2006. Abstracts). P. 99.
 16. *Завалишин Н.В., Мучник И.Б.* Модели зрительного восприятия и алгоритмы анализа изображений. М.: Наука, 1974. 344 с.
 17. *Julesz B.* Textons, the elements of texture perception, and their interactions // Nature. 12 March 1981. V. 290. P. 91–97.
 18. *Рабинер Л., Гоулд Б.* Теория и применение цифровой обработки сигналов / Пер. с англ. под ред. Ю.Н. Александрова. М.: Мир, 1978. 848 с.
 19. *Луцив В.Р.* К вопросу структурного анализа изображений // Иконика. Книга VI. Труды ГОИ. 1992. Т. 79. В. 213. С. 65–71.
 20. *Луцив В.Р.* Моделирование зон внимания в задачах автоматической декомпозиции и структурного анализа изображений // Оптический журнал. 2007. Т. 74. № 4. С. 59–67.
 21. *Луцив В.Р., Новикова Т.А.* Моделирование зон внимания на основе анализа локальных особенностей текстуры изображений // Оптический журнал. 2008. Т. 75. № 7. С. 55–64.
 22. Разработка методов оптимизационного системного проектирования механических конструкций, приводов, систем управления и адаптации роботизированных комплексов // Отчет по Г.Б. НИР Г-3-4-14-86 “Роботы”, промежуточный, № Г.Р.01860016170. Л.: ЛИАП, 1987. 120 с.
 23. *Lutsiv V., Malyshev I., Pepelka V.* Automatic fusion of the multiple sensor and multiple season images // Proc. SPIE. 2001. V. 4380. P. 174–183.
 24. *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.
 25. *Lutsiv V., Malyshev I., Potapov A.* Hierarchical structural matching algorithms for registration of aerospace images // Proc. SPIE. 2003. V. 5238. P. 164–175.
 26. *Dolinov D.S., Zhrebko A.K., Novikova T.A., Lutsiv V.R.* Using artificial neural networks in image processing problems // JOT. 1997. V. 64. № 2. P.112–118.
 27. *Vistnes R.* Texture models and image measures for segmentation // Proceedings: Image understanding workshop. 1988. P. 1005–1015.