

УДК 621.397.3: 536.3

МОДЕЛИРОВАНИЕ ЗОН ВНИМАНИЯ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ЛОКАЛЬНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ ТЕКСТУРЫ ИЗОБРАЖЕНИЙ

© 2008 г. В. Р. Луцив, канд. техн. наук; Т. А. Новикова

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

В базовой модели, разработанной и опубликованной авторами ранее, функция информативности, предложенная И. Мучником и Н. Завалишиным, преобразована таким образом, что зона внимания (ЗВ) фиксируется на центрах тяжести (ЦТ) объектов изображения, отличающихся от окружения локальной яркостью, что дает возможность непосредственно распознавать изображения, подвергнутые аффинному преобразованию, характерному для образов удаленных поверхностей, спроецированных на сетчатку. В отличие от базовой модели описанная в этой статье расширенная модель анализирует более общие признаки изображения – локальные особенности его текстуры. Это позволяет применять наш подход при анализе более широкого класса изображений. Конечной целью формирования ЗВ является автоматическая декомпозиция и структурный анализ изображений реальных трехмерных сцен.

Коды OCIS: 100.2980, 3000.3020.

Поступила в редакцию 25.12.2007.

Введение

В настоящем исследовании использованы результаты более ранней работы [1], посвященной формированию ЗВ на основе информационных моделей, заимствованных в человеческом зрительном анализаторе. В настоящей работе усовершенствуется разработанная в [1] модель путем расширения класса информации, используемой при формировании ЗВ. В частности, модель, описанная в [1], учитывает только локальные особенности яркости пикселей, в то время как усовершенствованная модель анализирует особенности текстуры, векторы параметров которой вычисляются для каждого пикселя внутри некоторой его локальной окрестности. Текстура является более общим понятием, ее описание может включать в себя яркость как параметр. Это позволяет применять такой подход при анализе более широкого класса изображений.

Конечной целью формирования ЗВ являются автоматическая декомпозиция и структурный анализ изображений реальных трехмерных сцен. В [2, 3, 4, 5] нами разработаны объектно-независимые структурные анализаторы, успешно распознающие изображения двумерных объектов, претерпевших сложные геометрические и фотометрические преобразования. С помощью механизмов формирования ЗВ, которые вслед за И. Мучником и Н. Завалишиным [6] разрабатывались нами в [1], делается попытка осуществить декомпозицию изображения трехмерной сцены и представить ее в виде совокупности отдельных поверхностей. К изображению каждой из

поверхностей могут затем по отдельности применяться разработанные нами объектно-независимые принципы структурного распознавания.

Объем статьи не позволяет подробно объяснить описанную нами в [1] модель формирования ЗВ. Отметим только, что при выборе ЗВ изображение сканировалось круглым окном и для каждой позиции окна производилось выделение потенциального объекта внимания из фона путем адаптивной установки пороговых уровней по скалярному признаку яркости на основе анализа гистограмм его распределения в зависимости от расстояния от центра окна (рис. 1). Этот же рисунок иллюстрирует описанный в [1] метод адаптации формы ЗВ к особенностям формы выделяемых из фона объектов. В результате такой адаптации внутрь ЗВ попадают в основном только пиксели, принадлежащие выделенному объекту внимания.

Распространение возможностей разработанной ранее модели формирования зон внимания на анализ многокомпонентных видеоданных

Разработанная ранее модель формирования ЗВ [1] была успешно опробована при автоматическом анализе скалярных видеоданных, представляющих собой полутоновые изображения. Однако при анализе цветowych или текстурных признаков скалярного представления пикселей оказывается недостаточно. Например, полная система признаков, предложенных Робертом Хараликом [7], соответствует 28-ми компонентным векторам. Совокупность при-

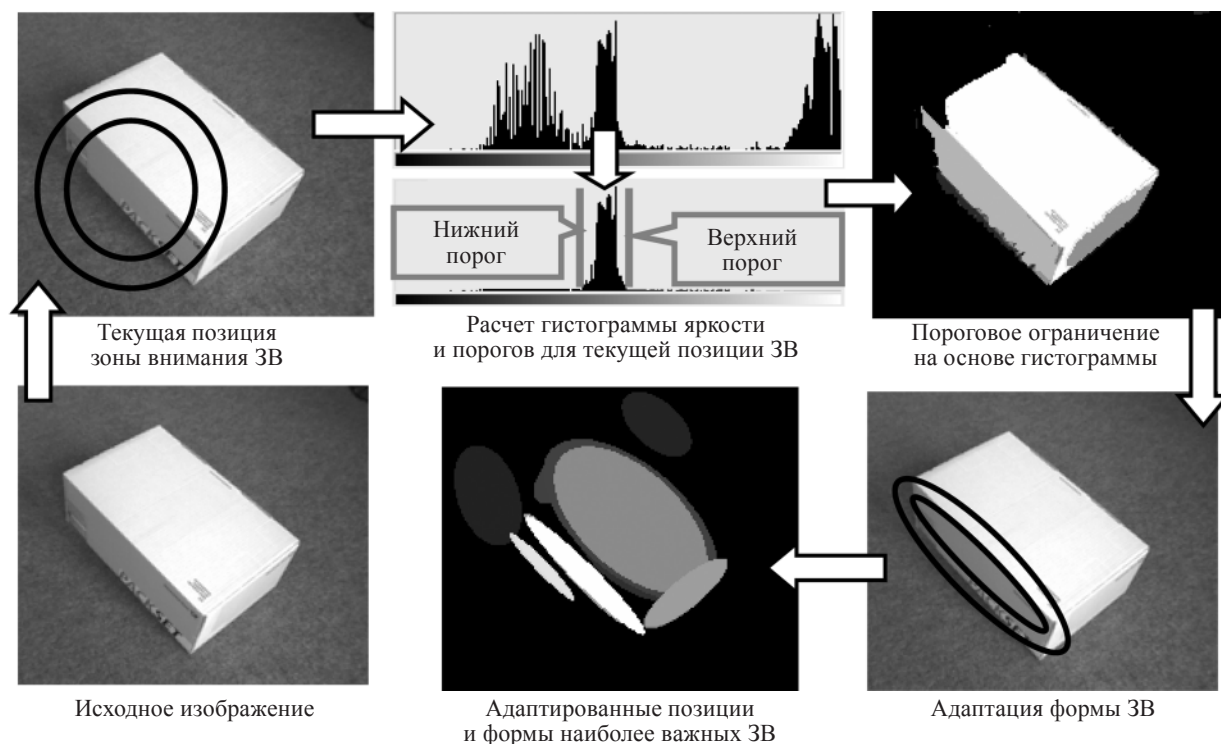


Рис. 1. Стадии адаптации положения и формы зон внимания на основе многомодовых гистограмм распределения значений скалярных признаков яркости.

знаков текстуры (компонентов вектора текстуры), приписываемых одному пикселу и характеризующих некоторую его окрестность, будем называть системой признаков текстуры (СПТ).

Выбор подходящей системы признаков текстуры

Признаки текстуры вычисляются в заданной окрестности пиксела. Во избежание чрезмерного “сглаживания” деталей изображения размер окрестности часто стараются уменьшить, однако, чрезмерное уменьшение ее размера ведет к увеличению влияния случайных (шумовых) вариаций свойств исходного изображения на результаты вычисления признаков текстуры. Поэтому необходимо выбирать размер окрестности, оптимальный относительно рассмотренных факторов. СПТ может обладать хорошими дискриминирующими возможностями, но быть не инвариантной к вращению изображения, другим его геометрическим или фотометрическим преобразованиям. Исходя из перечисленных выше соображений и результатов экспериментов, описанных ниже, были выбраны для дальнейшего рассмотрения три СПТ:

1. Вектор, включающий локально усредненные яркость и дисперсию яркости.
2. Пятикомпонентный вектор, включающий три инвариантных момента, вычисленных на основе

секвент [8], и дополненный компонентами локально усредненных яркости и дисперсии.

3. Десятикомпонентный вектор, состоящий из подмножества полной системы признаков Харалика [7].

О вращении базисной системы векторов пространства признаков текстуры

При различении объектов в одномерном пространстве признаков яркости формирование дискриминационных поверхностей (ДП) эквивалентно установке пороговых уровней (ПУ), как это было описано выше и показано на рис. 1, на котором ПУ установлены на расстоянии $k\sigma$ от ЦТ C гистограммы яркости пикселей выделяемого объекта, где σ – среднеквадратическое отклонение яркости пикселей, соответствующих объекту внимания, от C , k – коэффициент. Однако, если объект требуется различать по текстуре, необходимо переходить к многомерным пространствам признаков текстуры (ППТ). ДП в таком ППТ в общем случае не могут быть сформированы путем установки ПУ по какой-либо координате пространства признаков. На рис. 2а пример таких ДП показан штриховыми линиями. Они отделяют с двух сторон эллипсоид распределения значений признаков (ЭРЗП) анализируемого объекта от ЭРЗП соседних объектов и фона. Известно много корректных методов построения ДП произволь-

ной сложности в пространствах признаков любой размерности. Например, [9], но использование большинства из них в нашем алгоритме, последовательно анализирующем содержимое ЗВ, имеющих всевозможные положения и размеры, привело бы к недопустимо большим вычислительным затратам и потребовало бы коренной переработки большого объема разработанных ранее программ. Поэтому используемые многомерные ППТ преобразованы так, чтобы стало возможным сводить процесс построения ДП к установке подходящих ПУ по соответствующим координатам преобразованного пространства. Это позволило бы в наилучшей мере использовать возможности модели формирования ЗВ [1], построенной и настроенной ранее на основе одномерных систем признаков. Был использован метод главных компонент (ГК) для поворота базиса используемого ППТ таким образом, чтобы направление наибольшего варьирования преобразованной системы признаков (направление главной оси ЭРЗП) совпало с направлением одной из базисных осей преобразованного ППТ (рис. 2б). Нетрудно убедиться, что в преобразованном таким образом пространстве признаков ПУ, установленных по соответствующей координате, намного больше напоминают корректно вычисленные ДП, отделяющие область распределения признаков объекта внимания от областей, соответствующих соседним объектам и фону. Необходимо, однако, отметить, что корректное сравнение результатов дискриминации объектов по признакам текстуры с применением и без применения метода ГК возможно только в случае корректного практического применения этого метода при решении задачи построения ДП в преобразованном (повернутом) ППТ. Базисные векторы (БВ) преобразованного ППТ соответствуют собственным векторам ковариационной матрицы (КМ), построенной для векторов признаков текстуры внутри анализируемой области изображения. Если КМ вычисляется для всего изобра-

жения, она отражает усредненные статистические свойства текстур всех присутствующих в изображении объектов и фонов. В таком случае в повернутой системе координат ППТ ни один из вычисленных БВ не будет точно соответствовать по направлению главной оси ЭРЗП текстуры анализируемого объекта. В применяемой нами модели формирования ЗВ собственные векторы КМ вычисляются в локальной области изображения, соответствующей по положению и форме текущей позиции, размерам, направлению и величине удлинения сканирующего эллиптического окна, внутри которого оценивается перцепционная ценность видимого через него участка изображения [1]. Согласно правилам функционирования модели наибольшую перцепционную значимость имеют такие позиция и параметры формы ЗВ, при которых объект интереса центрирован относительно центра ЗВ и занимает большую часть ее площади. Именно ЗВ с такими положениями и параметрами размеров и формы имеют в результате функционирования модели самые яркие метки. Таким образом, при правильных (перцепционно значимых) пространственных параметрах ЗВ вычисляемая внутри нее КМ векторов параметров текстуры в основном соответствует параметрам текстуры объекта интереса, попавшего в ЗВ. На основе такой КМ будут вычислены БВ повернутого ППТ, в основном согласующиеся по направлению с главной осью ЭРЗП текстуры выбранного объекта. Тогда пороговые уровни, установленные по соответствующим координатам преобразованного ППТ, будут в основном корректно соответствовать ДП, отделяющим область распределения признаков выбранного объекта от областей распределения признаков соседних объектов и фона. При рассогласовании пространственных параметров ЗВ относительно пространственных параметров выбранного объекта нарушится корректность вычисления собственных векторов КМ параметров текстуры объекта, он будет хуже отделяться от фона в повернутом ППТ, и перцепционная значимость ЗВ с такими параметрами уменьшится. То есть применение метода ГК в нашей модели формирования ЗВ представляется достаточно корректным.

Следующий раздел демонстрирует результаты сопоставления дискриминационных возможностей трех выбранных СПТ. Эксперимент включал в себя первую, интерактивную стадию выбора ДП (порогов) в повернутом ППТ и вторую стадию автоматического разделения объекта и фона выбранными ДП.

На первой стадии исследователь выбирал вручную представительный фрагмент изображения представляющего интерес объекта, после чего для этого фрагмента вычислялись признаки текстуры. Для множества рассчитанных векторов признаков тек-

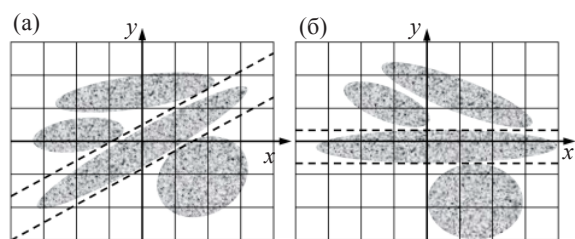


Рис. 2. Вращение базисной системы векторов пространства признаков: а – штриховыми линиями показаны примеры дискриминационных поверхностей в многомерной системе признаков; б – в пространстве с повернутым базисом дискриминационные поверхности могут быть сформированы в виде пороговых уровней, показанных штриховыми линиями.

стуры вычислялись собственные векторы и их КМ, а ППТ поворачивалось в соответствии с направлениями этих векторов. Аналогичная операция выполнялась с фрагментами фона, но при этом признаки фона проецировались в повернутую систему координат, рассчитанную на основе параметров текстуры выбранного объекта. Интерактивное сопоставление диапазонов изменения признаков объекта и фона позволяло экспериментатору построить ДП (ПУ по координатам повернутого ППТ), разделяющие значения признаков объекта и фона. На второй

стадии векторы признаков текстуры, вычисляемые для каждого пиксела исходного изображения, проецировались в повернутое пространство, базис которого был рассчитан на основе параметров текстуры подлежащего различению объекта. Затем к признакам текстуры каждого пиксела, пересчитанным в повернутый базис, применялась система ПУ, рассчитанных для текстуры объекта. В следующем разделе для сравнения приводятся также результаты дискриминации признаков текстуры, полученные без применения метода ГК.

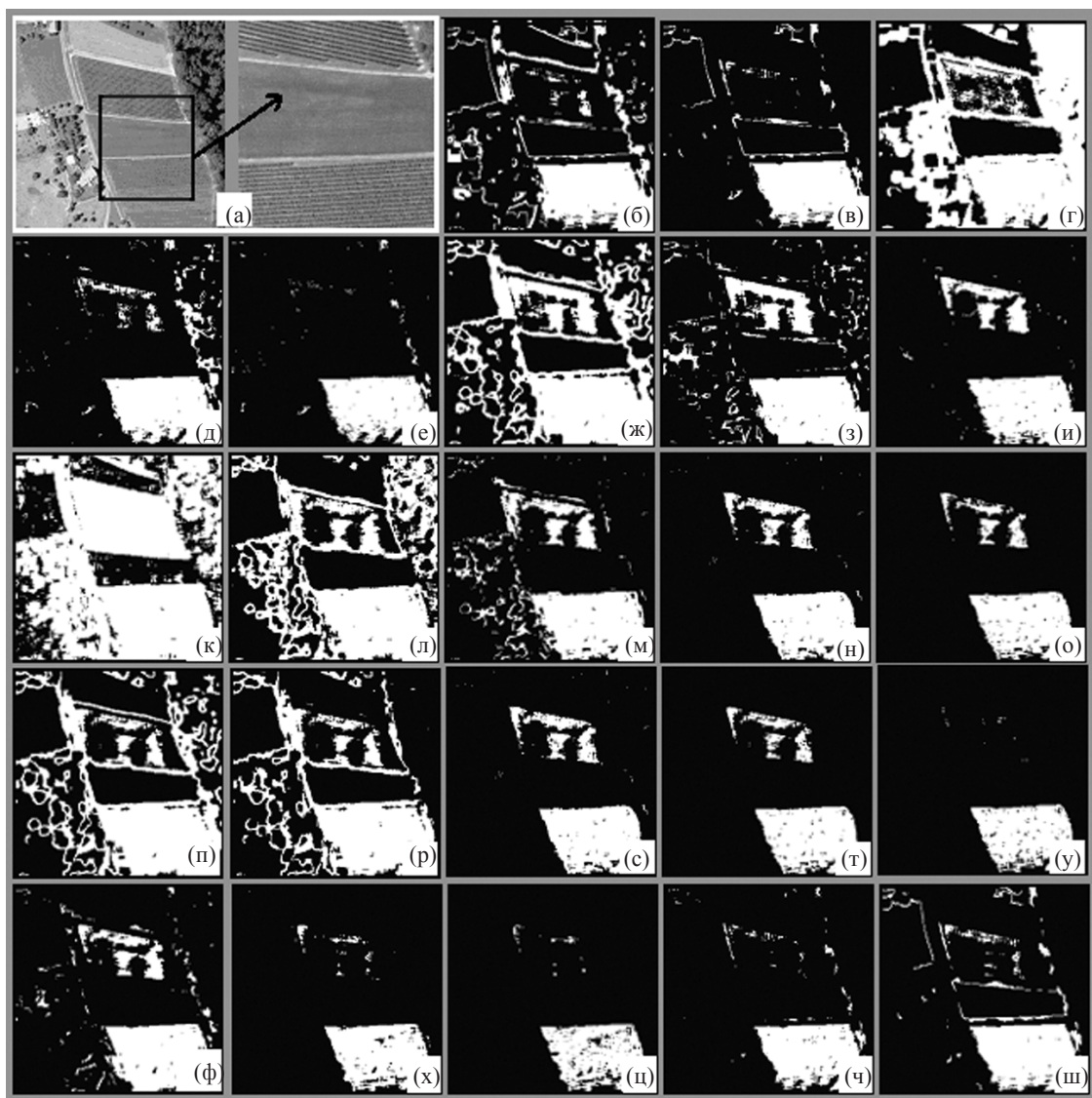


Рис. 3. Результаты дискриминации текстур на снимке полей по пяти различным системам признаков: а – исходный снимок, б, в – результаты применения системы признаков “яркость и дисперсия” при использовании одной и двух главных компонент соответственно, г, д, е – результаты применения системы признаков, основанных на “секвентах” при использовании одной, двух и пяти главных компонент соответственно, ж, з, и – результаты применения системы из четырех признаков Харалика при использовании одной, двух и четырех главных компонент соответственно, к, л, м, н, о – результаты применения системы из десяти признаков Харалика при использовании одной, двух, трех, пяти и десяти главных компонент соответственно, п, р, с, т, у – результаты применения системы из восемнадцати признаков Харалика при использовании одной, двух, пяти, девяти и восемнадцати главных компонент соответственно, ф, х, ц, ч, ш – результаты применения системы из четырех признаков Харалика, системы из десяти признаков Харалика, системы из восемнадцати признаков Харалика, системы из пяти признаков, основанных на “секвентах”, и системы признаков “яркость и дисперсия” соответственно, без применения метода главных компонент; пороги выставлены для “полосатых полей”.

Результаты интерактивной дискриминации текстур на основе выбранных систем признаков с применением и без применения метода главных компонент

На рис. 3 и 4 приведены аэрофотоснимки, объекты на которых почти не различимы по яркости, и примеры их дискриминации по текстуре. Для экспериментов выбраны именно аэрофотоснимки, т. к.

у них достаточно “богатая текстура” в отличие от снимков искусственных объектов внутри помещений или в городской среде. Из рис. 3 и 4 можно сделать следующие выводы:

1. Система, состоящая из четырех признаков Харалика, в ряде случаев оказывается недостаточным подмножеством признаков Харалика.

2. Системы из десяти и восемнадцати признаков Харалика, как правило, оказываются равны по сво-

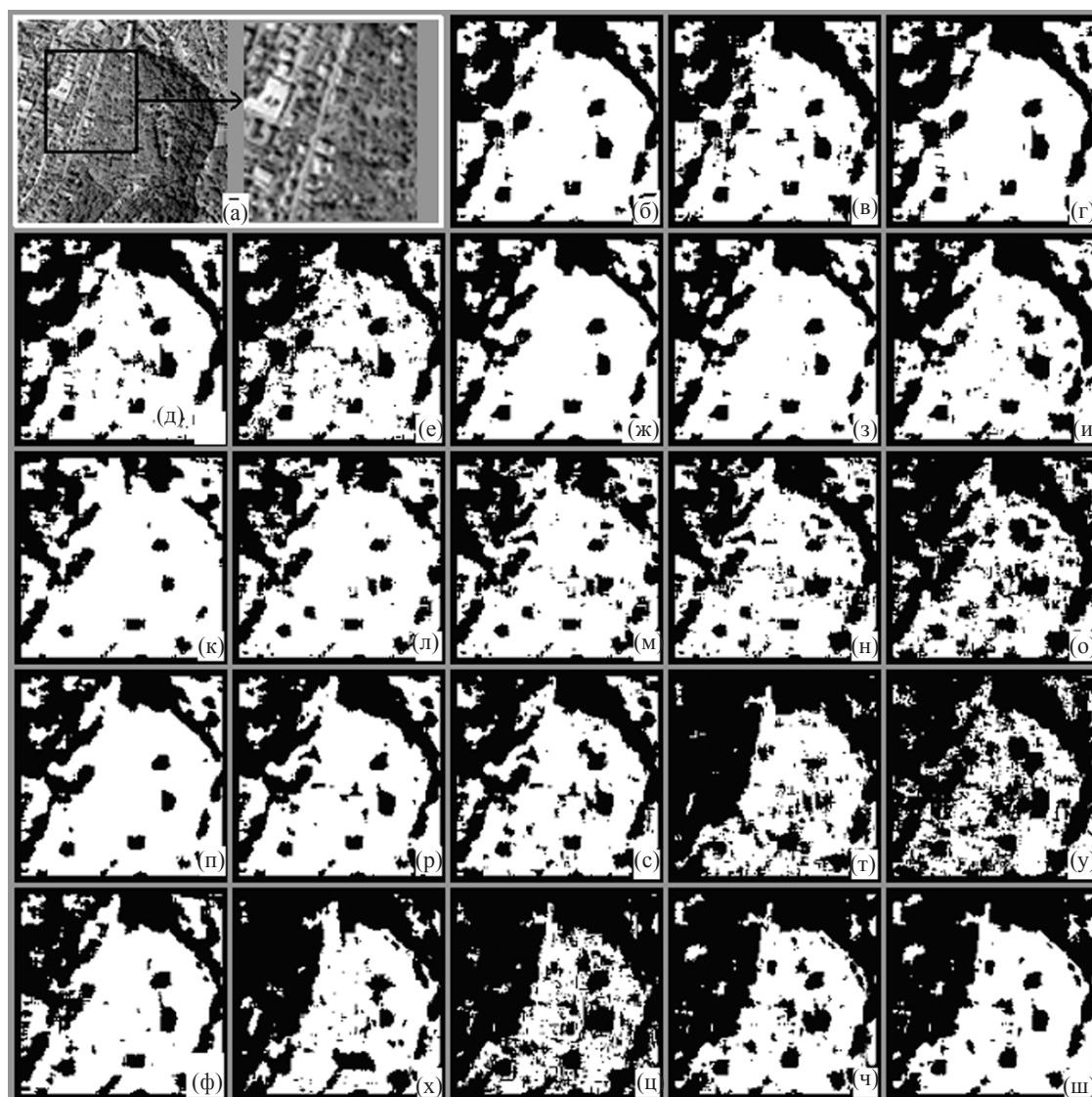


Рис. 4. Результаты дискриминации текстур на снимке леса по пяти различным системам признаков: а – исходный снимок, б, в – результаты применения системы признаков “яркость и дисперсия” при использовании одной и двух главных компонент соответственно, г, д, е – результаты применения системы признаков, основанных на “секвентах” при использовании одной, двух и пяти главных компонент соответственно, ж, з, и – результаты применения системы признаков Харалика при использовании одной, двух и четырех главных компонент соответственно, к, л, м, н, о – результаты применения системы из десяти признаков Харалика при использовании одной, двух, трех, пяти и десяти главных компонент соответственно, п, р, с, т, у – результаты применения системы из восемнадцати признаков Харалика при использовании одной, двух, пяти, девяти и восемнадцати главных компонент соответственно, ф, х, ц, ч, ш – результаты применения системы из четырех признаков Харалика, системы из десяти признаков Харалика, системы из восемнадцати признаков Харалика, системы из пяти признаков, основанных на “секвентах”, и системы признаков “яркость и дисперсия”, соответственно, без применения метода главных компонент; пороги выставлены для объекта “лес”.

им возможностям, поэтому во избежание излишних вычислительных затрат стоит использовать систему, состоящую из десяти признаков.

3. Использование длинных наборов признаков в ряде случаев позволяет решить задачу дискриминации похожих по текстуре объектов, относящихся к разным классам, однако, возрастает и чувствительность такой системы к внутриклассовым вариациям текстуры, что часто приводит к излишней фрагментированности результатов сегментации.

4. Как правило, оказывается достаточным использовать подпространства повернутого ППТ, соответствующие нескольким первым ГК. Большее количество признаков (использованных ГК) ведет к излишней фрагментированности сегментированного изображения, меньшее количество признаков не обеспечивает необходимой дискриминирующей способности. Для СПТ “дисперсия и яркость” необходимо использовать обе ГК. Для СПТ, вычисленных с использованием “секвент”, как правило, требуется пять ГК. Для системы, состоящей из десяти признаков Харалика, достаточно использовать пять ГК.

5. Для рассмотренных примеров дополнительное вращение ППТ с помощью метода ГК, как правило, не ведет к существенному улучшению дискриминирующей способности применяемых признаков текстуры, что свидетельствует о достаточно хорошей разделяемости выбранных объектов и фона на рассмотренных примерах аэрофотоснимков даже путем установки ПУ по соответствующим координатам ППТ.

Адаптация разработанной ранее модели формирования ЗВ к увеличению размерности данных, описывающих пиксели входных изображений

Опишем теперь кратко, как была модифицирована построенная нами ранее модель [1], чтобы перейти от анализа признаков яркости к анализу многомерных СПТ.

Переход от скалярного к многокомпонентному формату видеоданных

Как показано выше, использованный в одномерном ППТ метод построения ДП путем установки ПУ для значений признака можно применить и в многомерных ППТ. При этом ПУ могут быть установлены по каждой из координат пространства признаков независимо. Это дает возможность использовать разработанную ранее модель [1] с минимальными изменениями, не затрагивающими сути применяемого метода автоматического вычисления ПУ и в основ-

ном не меняющими настройки модели. Расширение модели выполнено следующим образом:

1. Подлежащие анализу входные видеоданные вместо одного двумерного слоя, описывающего яркость пикселей, теперь представлены в виде совокупности двумерных слоев, совмещенных в общей двумерной системе координат, причем пиксели каждого отдельного i -го слоя соответствуют отдельному признаку P_i из выбранной СПТ.

2. Для каждой текущей позиции ЗВ в анализируемом изображении одновременно и независимо друг от друга анализируются одинаковые области каждого (i -ого) двумерного слоя, описанного в пункте 1, соответствующие зоне внимания и друг другу по двумерным координатам и форме. В соответствии с содержимым ЗВ, имеющей данную текущую позицию, в каждом отдельном слое вычисляются верхний L_i^h и нижний L_i^l ПУ. Эти ПУ вычисляются в соответствии с процедурой, описанной в [1] для случая скалярного описания пикселей, и соответствуют ДП, отделяющим объект от фона по i -му признаку текстуры. Предполагается, что ПУ вычисляются корректно, если объект центрирован относительно центра ЗВ и в основном размещается в центральной области ЗВ. В противном случае ПУ будут определены неверно, что приведет к неправильному выделению объекта из фона и уменьшению величины его перцепционной значимости. Таким образом, для каждого положения ЗВ заданных размеров и формы определяется N наборов (троек) параметров, каждый из наборов соответствует одному из N анализируемых признаков текстуры (N двумерных слоев, описанных в пункте 1). i -ый набор параметров [$i \in (1; N)$] включает в себя вычисленные верхний L_i^h и нижний L_i^l ПУ и параметр R_i разделяемости значений i -го признака, соответствующих объекту и фону внутри ЗВ. Порядковые номера наборов параметров задаются так, что первый набор включает наилучшее значение параметра разделяемости R_i , а последний набор включает наихудшее значение R_i .

3. Для текущего положения ЗВ определяется итоговый показатель ее перцепционной значимости, соответствующий лучшему значению $R_{\max}$ среди N параметров R_i разделяемости объекта и фона, вычисленных согласно пункту 2 для N признаков текстуры.

4. При данном положении ЗВ для N рассматриваемых признаков текстуры вычисляются $N + 1$ показателей D_i [$i \in (1; N + 1)$] качества разделения объекта и фона, характеризующих компактность выделенного из фона объекта и фрагментированность результатов выделения. Показатель D_{N+1} соответствует случаю, когда одновременно выполня-

ются все N ограничений $L_i^h < P_i < L_i^l$ ($i = 1 \dots N$). Затем, начиная с N -ого набора параметров (N -ой тройки параметров, соответствующей наихудшему показателю разделяемости R_N среди N наборов, вычисленных и упорядоченных согласно пункту 2) и заканчивая вторым набором параметров ($i = N \dots 2$), выполняется следующая оптимизирующая процедура. Вычисляется показатель D_i , соответствующий снятому ограничению $L_i^h < P_i < L_i^l$. Если $D_i > D_{i+1}$, ограничение $L_i^h < P_i < L_i^l$ в дальнейшем больше не применяется, т. е. при продолжении данной оптимизирующей процедуры для ($i = i - 1 \dots i = 2$) и при дальнейшем функционировании нашей модели для данного текущего положения ЗВ устанавливаются уровни $L_i^h = +\infty$ и $L_i^l = -\infty$. В результате выполнения этой оптимизирующей процедуры при текущем положении ЗВ для дальнейшего применения оставляются только ограничения $L_i^h < P_i < L_i^l$, применение которых увеличивает показатель качества разделения D . В конечном итоге в результате выполнения описанной оптимизирующей процедуры показатель качества разделения получает конечное значение $D_{\max} = D_2$. В предельном случае для дальнейшего применения иногда может быть оставлено только ограничение $L_i^h < P_i < L_i^l$, соответствующее наилучшему значению $R_{\max}$ показателя перцепционной значимости, выявленному в процессе упорядочивания, описанного в пункте 2.

5. Для текущего положения ЗВ определяются принадлежащие ей пиксели, для каждого из признаков P_i текстуры которых выполняется условие $L_i^h < P_i < L_i^l$, при этом применяются значения L_i^h и L_i^l модифицированные согласно пункту 4. Эти пиксели считаются принадлежащими объекту.

6. Пикселям объекта, определенного в текущем положении ЗВ, присваивается значение перцепционной значимости ЗВ, вычисленной согласно пункту 3. Таким образом N -мерный вектор признаков каждого пикселя ЗВ заменяется скалярным признаком, что позволяет строить ЗВ с помощью процедур, разработанных в [1].

Применение метода главных компонент для увеличения разделяемости образов пороговыми уровнями, устанавливаемыми по соответствующим координатам многомерного пространства признаков текстуры

Как показано выше, преобразование базиса ППТ с использованием метода ГК может улучшить разделяемость признаков объекта и фона при построении ДП путем установки подходящих ПУ по соответствующим координатам ППТ. Для того чтобы БВ ППТ

наилучшим образом соответствовали осям ЭРЗП объекта внимания, посторонние элементы изображения должны быть максимально исключены из рассмотрения при вычислении КМ признаков текстуры. Поэтому вычисление ГК должно выполняться только на основе содержания ЗВ в текущем ее положении. Исходя из этих соображений, перед установкой ПУ и адаптацией формы ЗВ [1] текущее содержимое ЗВ преобразуется с применением метода ГК.

Совместная настройка систем признаков текстуры и модели формирования ЗВ

Изменение весов, с которыми признаки включены в вектор, описывающий свойства текстуры, может изменять направление главной оси и эксцентриситет ЭРЗП. Это может влиять на разделяемость объектов и фона, поэтому соответствующий подбор весов, с которыми отдельные параметры включены в вектор признаков текстуры, представлялся актуальным. В связи с этим в процессе экспериментов с образами простейших объектов, отличающихся от фона по текстуре, мы настроили весовые коэффициенты, с которыми признаки текстуры включаются в векторы признаков. На рис. 5 приводятся иллюстрации результатов настройки, из которых видно, что применение метода ГК несколько улучшает разделяемость объекта и фона по признакам текстуры: увеличивает перцепционную значимость ЗВ, соответствующих объекту по сравнению с ЗВ, относящимися к шуму. Можно видеть, что выбранные СПТ приблизительно равноценны по разделяющей способности, хотя перцепционная значимость ЗВ, соответствующих реальному объекту, несколько возрастает с увеличением длины вектора признаков. Расширение окна, в котором оцениваются параметры текстуры, уменьшает влияние их случайных вариаций.

Эксперименты по автоматическому формированию ЗВ на реальных аэро-фотоснимках

Модель, преобразованная и настроенная выше описанным образом, была применена для автоматического формирования ЗВ на реальных аэро-фотоснимках (рис. 6а и рис. 6д). При проведении эксперимента особое значение имело выделение достаточно больших объектов, поэтому для уменьшения влияния случайных флуктуаций параметров текстур были увеличены линейные размеры окна для вычисления признаков, а объекты с линейными размерами, не превышающими заданного порога, исключены из рассмотрения. Из результатов экспе-

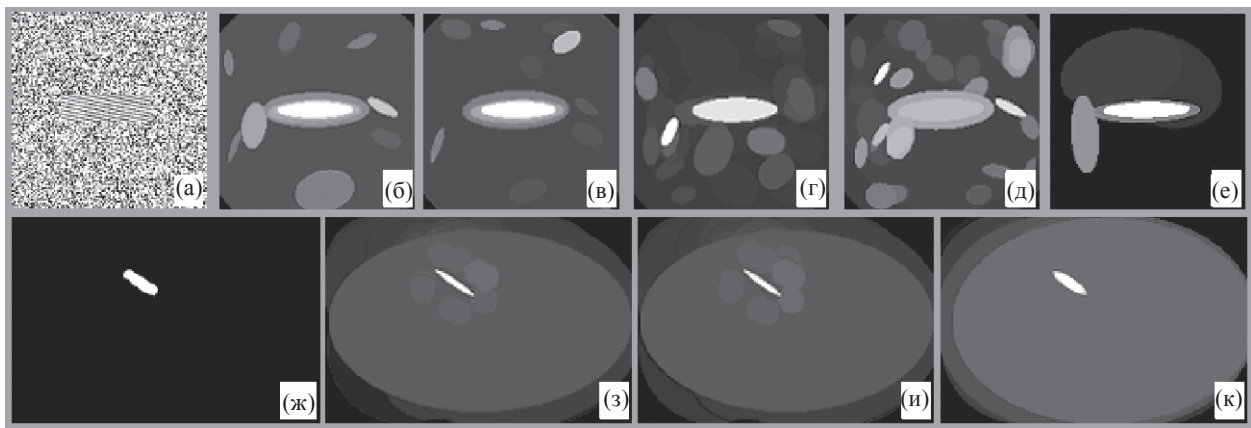


Рис. 5. Результаты настройки весовых коэффициентов при различных признаках для трех использованных систем признаков текстуры: а – исходное изображение, б, в, г – результаты формирования ЗВ с применением метода главных компонент по исходному изображению а для системы признаков “дисперсия и яркость”, системы признаков, основанных на секвентах и системы из десяти признаков Харалика соответственно, д – результат, аналогичный результату г, но полученный без применения метода главных компонент, е – результат, аналогичный результату г, но полученный с отсечением небольших ЗВ, относящихся к случайным флуктуациям текстуры фона, и с увеличением размера окна, в котором усредняются измеренные параметры текстуры, ж – исходное изображение, з, и, к – результаты формирования ЗВ с применением метода главных компонент по исходному изображению ж с применением соответственно системы признаков “дисперсия и яркость”, системы признаков, основанных на секвентах и системы из 10 признаков Харалика.

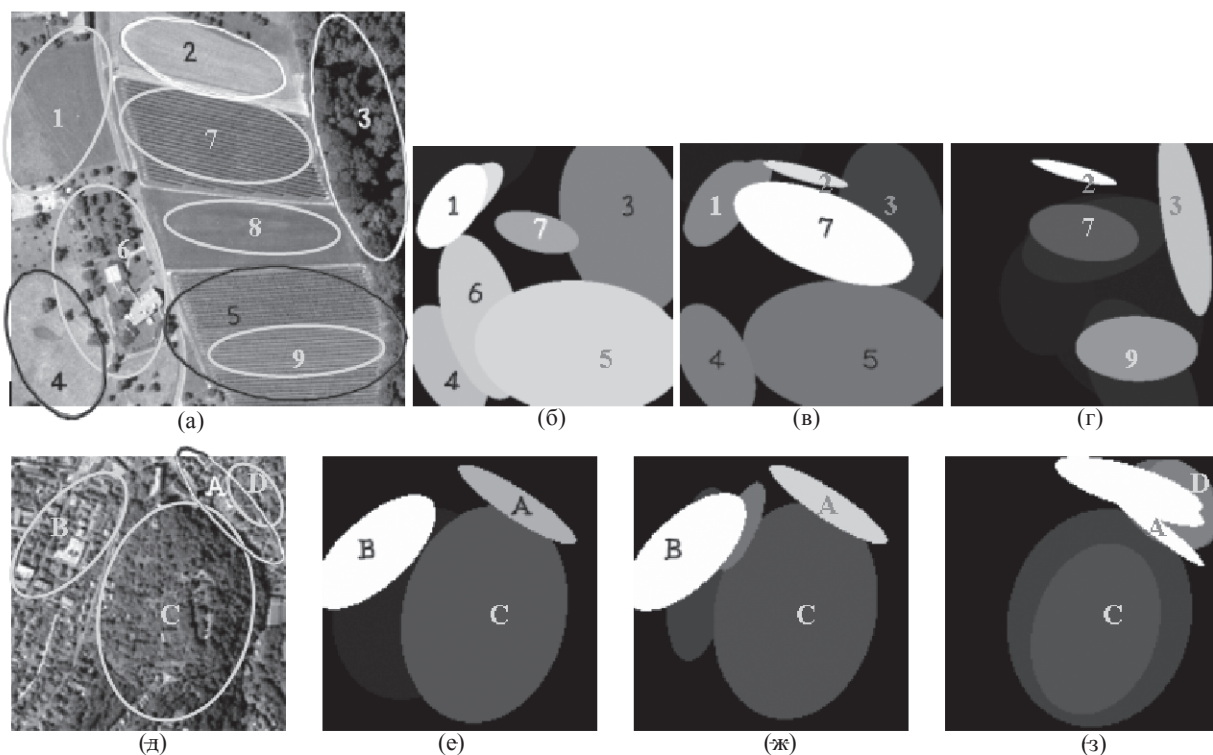


Рис. 6. Примеры применения модели, усовершенствованной в рамках настоящего исследования, для формирования ЗВ на реальных аэрофотоснимках: а, д – исходные изображения, б, в, г – результаты построения ЗВ для изображения а с применением системы признаков “дисперсия и яркость”, системы признаков, основанных на секвентах, и системы из 10 признаков Харалика соответственно, е, ж, з – результаты построения ЗВ для изображения д с использованием указанных систем признаков.

риментов, показанных на рис. 6, видно, что СПТ с более широким набором используемых параметров, как правило, более чувствительны к различиям свойств текстуры внутри одного класса, поэтому

несколько объектов, выделенных на основе более узких наборов признаков, не найдены с помощью модели, основанной на расширенном наборе признаков. Область С (рис. 6д) соответствует лесному

массиву внутри города и плохо различима даже человеческим глазом, поэтому тот факт, что ЗВ были построены для этой области, свидетельствует о достаточно удачном функционировании модели. Свойства текстуры сильно варьируют внутри области *C* и слабо отличаются от свойств текстуры окружающих областей изображения (рис. 4), поэтому в соответствии с критериями, заложенными в рассматриваемую модель, область *C* имеет пониженную перцепционную значимость (яркость ее метки пришлось искусственно немного увеличить, чтобы сделать ее более заметной) по сравнению со значимостью более однородных и лучше отличающихся от ближайшего окружения областей *A* и *B*. Области 2 и 8 (рис. 6а), вероятно, недостаточно однородны и имеют малую перцепционную значимость, поэтому относительно малая яркость их меток не отображается. Лишь узкая светлая полоска выделилась в области 2 на рис. 6г. Как следует из результатов интерактивной сегментации (рис. 3), недостаточно однородна и область 7 (рис. 6а). Возможно поэтому (по крайней мере для двух систем признаков, вероятно, более чувствительных к этой неоднородности) метки построенных для нее ЗВ имеют малую яркость и уменьшенные размеры, снижающие число изменений, видимых внутри ЗВ. Область 5 (рис. 6а) состоит из трех параллельных подобластей разной средней яркости, поэтому в более чувствительной модели, соответствующей длинному вектору признаков текстуры Харалика, на месте области 5 выделяется только более однородная подобласть 9.

Таким образом, представляется, что мы достаточно успешно распространили возможности нашей модели формирования ЗВ на анализ текстур изображений.

Выводы и перспективы дальнейших исследований

1. Разработанная ранее модель [1], основанная на анализе особенностей яркости, была успешно расширена для работы с текстурами. Независимая установка ПУ для значений отдельных признаков текстуры оказалась достаточно эффективной, а применение метода ГК несколько улучшает разделяемость объектов по текстуре.

2. Расширение класса видеоданных, анализируемых моделью, предъявляет более жесткие требования к пространственному разрешению изображений. С одной стороны, пространственное разрешение должно быть достаточным для различения отдельных текселов, хотя модель, описанная в [1], могла удовлетворяться более низким пространствен-

ным разрешением, сводящим локальные особенности текстуры к усредненной яркости пиксела. С другой стороны, расширенная модель не может теперь непосредственно применяться для анализа видеоданных пониженного разрешения, поскольку вычисляемые параметры текстуры должны усредняться по достаточно большой окрестности пиксела, что уничтожает мелкие детали изображений, успешно найденные прежней моделью [1]. Для преодоления этой трудности можно предварительно масштабировать исходные изображения, обеспечивая необходимый минимальный размер подлежащих автоматическому выделению деталей.

3. Настройка весовых коэффициентов признаков в векторе описания текстуры оказалась достаточно сложной. Поэтому в дальнейшем стоит попробовать строить ДП в многомерном ППТ одним из известных формальных методов [9].

4. Яркости меток автоматически построенных ЗВ в целом соответствуют перцепционной значимости включенных в эти ЗВ реальных объектов, но можно найти много ЗВ, соответствующих случайным флуктуациям параметров текстуры. Наблюдаются и накладываются друг на друга ЗВ отличающихся размеров, соответствующие одному и тому же объекту. Это говорит о том, что заложенные в модель критерии перцепционной значимости (компактность и малая фрагментированность выделенных объектов, разделяемость признаков объекта и фона, соответствие размеров объекта размерам ЗВ) недостаточно сильны. Однако и в нейрофизиологии часто регистрируются фиксации взгляда в точках, не существенных при интерпретации в высших отделах зрения. Поэтому мы полагаем, что содержимое каждой ЗВ должно подвергаться попытке более изощренного анализа, и не всякая такая попытка может заканчиваться значимым результатом.

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

ЛИТЕРАТУРА

1. Луцив В.Р. Моделирование зон внимания в задачах автоматической декомпозиции и структурного анализа изображений // Оптический журнал. 2007. Т. 74. № 4. С. 59–67.
2. Lutsiv V., Malyshev I., Pepelka V. Automatic fusion of the multiple sensor and multiple season images // Proc. SPIE. 2001. V. 4380. P. 174–183.
3. 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.

4. *Lutsiv V., Malyshev I., Potapov A.* Hierarchical structural matching algorithms for registration of aerospace images // Proc. SPIE. 2003. V. 5238. P. 164–175.
 5. *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.
 6. *Завалишин Н.В., Мучник И.Б.* Модели зрительного восприятия и алгоритмы анализа изображений. М.: Наука, 1974. 344 с.
 7. *Харалик Р.М.* Статистический и структурный подходы к описанию текстур // ТИИЭР. 1979. Т. 67. № 5. С. 98–120.
 8. *Тетерин В.В., Павлова В.А.* Анализ пространственной информации с использованием интегральных инвариантов // ОМП. 1984. № 7. С. 11.
 9. *Ту Дж., Гонсалес Р.* Принципы распознавания образов / Пер. с англ. под ред. Ю.И. Журавлева. М.: Мир, 1978. 411 с.
-